

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX SANS FIL ÉMERGENTS

THÈSE
PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN INFORMATIQUE

PAR
EL MAHDI DRIOUCH

MARS 2014

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Ce n'est pas parce que la tradition exige que cette page se trouve dans cette thèse, mais par ce que je veux que les personnes à qui s'adressent ces remerciements trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens à remercier tout d'abord mon professeur et directeur de recherche, Professeur Wessam Ajib, qui n'a ménagé aucun effort pour la réalisation effective du projet de cette thèse.

J'exprime ma profonde gratitude à ma famille au Maroc et au Québec pour leur encouragement et tout leur apport qui n'était pas moindre.

Je tiens aussi à remercier tous mes amis qui ont partagé mon quotidien au cours des années passées à l'UQAM. Je remercie mes co-auteurs : Ahmed, Amal, Mohamed et Taher et tous mes amis à l'UQAM : Abdelhalim, Zakaria, Ahmed C., Mohamed, Zoubair, Omar, Sima, Sonia, Zied, Hela, Farnoosh, Slim, Baghdad, Iyas, Faten, Wael, Patrick, Alain et la liste est longue.

Je ne saurais terminer sans remercier les professeurs et le personnel de l'UQAM qui ont contribué de près ou de loin à ma formation. Un grand merci va à Professeure Halima Elbiaze pour m'avoir transmis son savoir, ses encouragements et son appui.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES ALGORITHMES	xiii
LISTE DES ACRONYMES	xv
RÉSUMÉ	xvii
CHAPITRE I	
INTRODUCTION	1
1.1 Les problématiques d'allocation des ressources	2
1.1.1 Première ressource : la puissance	2
1.1.2 Deuxième ressource : la fréquence	2
1.1.3 Troisième ressource : le temps	4
1.1.4 Quatrième ressource : l'espace	4
1.2 Contributions	5
1.2.1 Méthodologie générale	5
1.2.2 Allocation des ressources dans les réseaux MIMO-CDMA	6
1.2.3 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives	7
1.2.4 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives multi-antennes	8
1.3 Organisation	9
CHAPITRE II	
ÉTAT DE L'ART	11
2.1 Allocation des ressources et systèmes MIMO	11
2.1.1 Les systèmes multi-antennes (MIMO)	11
2.1.2 Les systèmes MIMO multi-usagers (MU-MIMO)	12
2.2 Allocation des ressources et réseaux à radios cognitives (CRN)	16
2.2.1 La technologie radio-cognitive	16
2.2.2 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives	17
2.2.3 Allocation des ressources dans les réseaux MIMO-cognitive	19
2.3 Conclusion	21
CHAPITRE III	

ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX MIMO CDMA	23
3.1 Modèle du système	23
3.1.1 Cas 1 : Système parfait	26
3.1.2 Cas 2 : Information erronée sur l'état des canaux	28
3.1.3 Cas 3 : Non-orthogonalité des codes d'étalement du spectre	30
3.2 Formulation du problème d'allocations des ressources	32
3.2.1 Définition du problème	32
3.2.2 Formulation en théorie des graphes	33
3.3 Algorithme de recherche tabou TSSA	34
3.3.1 Solution initiale	35
3.3.2 Définition du mouvement (voisinage)	36
3.3.3 Définition de la liste tabou	36
3.3.4 Diversification	37
3.4 Ordonnancement, équité et qualité de service	37
3.4.1 Définition des contraintes de QdS	38
3.4.2 Description des règles d'ordonnancement	40
3.5 Étude des performances	41
3.5.1 Choix des paramètres	41
3.5.2 Étude de la complexité algorithmique	44
3.5.3 Performances pour un système parfait	46
3.5.4 Performances pour un système avec imperfections	48
3.5.5 Performances en termes de QdS	50
3.6 Conclusion	53
CHAPITRE IV	
ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX À RADIOS COGNITIVES	55
4.1 Modèle du système	55
4.2 Formulation du problème	58
4.3 Algorithme glouton du partage de spectre GreSS	60
4.3.1 Représentation en théorie des graphes	61
4.3.2 Formulation du problème de coloration	62
4.3.3 Les deux phases de l'algorithme GreSS	63

4.4 Algorithme génétique du partage de spectre GeneSS	67
4.4.1 Codage	67
4.4.2 Initialisation	68
4.4.3 Opérateurs génétiques	69
4.4.4 Critères de terminaison	71
4.5 Études des performances	71
4.5.1 Étude de la complexité algorithmique	71
4.5.2 Résultats des simulations	73
4.6 Conclusion	79
CHAPITRE V	
ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX À RADIOS COGNITIVES	
À MULTI-ANTENNES	81
5.1 Partage du spectre en mode Underlay	82
5.1.1 Modèle du système	82
5.1.2 Formulation du problème	83
5.1.3 Algorithme d'affectation cognitive des antennes	86
5.1.4 Algorithme round robin adapté	89
5.1.5 Études des performances	91
5.2 Partage du spectre en mode Underlay à interférence zéro	97
5.2.1 Modèle du système	97
5.2.2 Formulation du problème	100
5.2.3 Modélisation en théorie des graphes	102
5.2.4 Algorithme glouton	106
5.2.5 Étude de l'équité	111
5.2.6 Formulation en problème de programmation en nombres binaires (BIP) . . .	113
5.2.7 Étude des performances	114
5.3 Conclusion	123
CHAPITRE VI	
CONCLUSION	125
PUBLICATIONS	129
BIBLIOGRAPHIE	131

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
3.1 Organigramme représentant l'algorithme utilisant les règles d'ordonnancement.	42
3.2 Débit somme en fonction du seuil d'orthogonalité ε (Driouch et Ajib, 2008).	43
3.3 Impact (a) de la taille de la liste tabou et (b) du nombre maximal d'itérations sur la qualité de la solution de l'algorithme TSSA.	44
3.4 Débit somme des algorithmes glouton et TSSA en fonction du nombre d'utilisateurs K .	47
3.5 Débits somme des différents algorithmes en fonction du nombre d'utilisateurs K .	48
3.6 L'impact du facteur d'orthogonalité sur les performances en termes de débit pour différentes valeurs de P .	49
3.7 L'impact de l'erreur d'estimation des canaux sur les performances en termes de débit pour différentes valeurs de P .	50
3.8 Délai moyen par paquet en fonction du nombre d'antennes de la station de base.	51
3.9 Délai moyen par paquet en fonction du nombre d'utilisateurs.	52
3.10 Indice d'équité d'Elliott en fonction du nombre d'utilisateurs.	53
4.1 Un organigramme représentant l'algorithme GreSS	66
4.2 Un organigramme représentant l'algorithme GeneSS	72
4.3 Débit total de l'algorithme GeneSS en fonction du nombre max d'itérations.	74
4.4 Débit total de l'algorithme GeneSS en fonction de la taille de la population	74
4.5 Débit total de l'algorithme GreSS en fonction du nombre de liens secondaires pour deux ensembles différents de ε .	75
4.6 Débit total de l'algorithme GreSS en fonction du nombre des liens secondaires pour les deux techniques d'allocation de puissance.	76
4.7 Débit total des trois algorithmes en fonction du nombre des liens secondaires.	77
4.8 Débit total des deux algorithmes proposés en fonction du nombre des bandes de fréquence.	78

5.1	Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de γ_{th} pour différents nombres d'antennes à la station de base.	93
5.2	Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires dans le réseau en utilisant C3A et RRA.	94
5.3	Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires dans le réseau en utilisant C3A et BFA.	94
5.4	Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de γ_{th} pour plusieurs valeurs de P_{max} et Γ_{th}	95
5.5	Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de Γ_{th} pour plusieurs valeurs de γ_{th}	96
5.6	Modèle du système - Une station de base (BS) à M antennes sert K utilisateurs (SU) sur 2 bandes (la bande 1 est utilisée par un émetteur primaire (PT) et deux récepteurs (PR) et la bande 2 est utilisée par un PT et un PR).	98
5.7	L'exemple d'un multigraphe modélisant un système qui contient quatre utilisateurs secondaires et utilise trois bandes de fréquence.	105
5.8	Un organigramme représentant l'algorithme glouton proposé.	107
5.9	Comparaison des temps d'exécution entre l'algorithme glouton (qui utilise C_d) et l'algorithme de coloration optimal.	115
5.10	Débit total du système en fonction du seuil d'orthogonalité ε_s	117
5.11	Débit total du système en fonction du seuil d'orthogonalité ε_p	117
5.12	Débit total du système en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires K	118
5.13	Débit total du système en fonction du nombre des bandes de fréquence N	119
5.14	Débit total du système en fonction de K avec et sans la phase de mise à jour des poids.	120
5.15	Débit total du système en fonction de K (une bande vs. plusieurs bandes par utilisateur).	121
5.16	Indice d'équité de Jain (Jain <i>et al.</i> , 1984) en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires K	122
5.17	Le débit moyen par utilisateur secondaire.	123

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
3.1 Complexités algorithmiques des différents algorithmes étudiés (Glouton, TSSA, recherche exhaustive)	46
5.1 Comparaison des complexités algorithmiques du C3A et BFA	92

LISTE DES ALGORITHMES

Algorithme	Page
1 Algorithme d'allocation des ressources par recherche tabou TSSA	38
2 Algorithme d'affectation cognitive des antennes C3A	89
3 Algorithme de la phase de mise à jour des poids	110

LISTE DES ACRONYMES

AEP Allocation égale des puissances.

AUP Allocation uniforme des puissances.

AWGN Additive white Gaussian noise (Bruit additif blanc Gaussien).

BER Bit error rate (Taux d'erreurs binaire).

BFA Brute force algorithm (Algorithme de force brute).

BIP Binary integer programming (Programmation en nombres binaires).

BLAST Bell laboratories layered space time.

C3A Cognitive antenna assignment algorithm (Algorithme d'affectation cognitive des antennes).

CDMA Code division multiple access (Accès multiple à répartition par temps).

CRN Cognitive radio network (réseau à radios cognitives).

CRTC Conseil de la radiodiffusion et des télécommunications canadiennes.

DPC Dirty paper coding.

FCC Federal communications commission (Commission fédérale des communications).

GeneSS Genetic spectrum sharing (Partage du spectre génétique).

GreSS Greedy spectrum sharing (Partage du spectre glouton).

GSM Global System for Mobile Communications.

LTE Long term evolution.

LTE-A Long term evolution-Advanced.

MAC Medium access control (Contrôle d'accès au support).

MDS Maximum delay scheduler (Ordonnanceur à délai maximum).

MIMO Multiple-input multiple-output (Entrées-multiples sorties-multiples).

MINLP Mixed integer nonlinear programming (Programmation non linéaire mixte en nombres entiers).

M-LWDFS Modified largest weighted delay first scheduler.

MRC Maximum ratio combining (Combinaison à rapport maximal).

MU-MIMO MIMO multi-usager.

MWIS Maximum weight independent set (Ensemble indépendant de poids maximal).

OFDMA Orthogonal frequency division multiple access (Accès multiple à répartition en fréquences orthogonales).

OSI Open systems interconnection (Interconnexion de systèmes ouverts).

PAPS Premier arrivé premier servi.

PFS Proportional fairness scheduler (Ordonnanceur à équité proportionnel).

PN Pseudo-random noise (bruit pseudo-aléatoire).

QAM Quadrature amplitude modulation (Modulation d'amplitude en quadrature).

QoS Qualité de service.

RR Round robin.

SINR Signal to interference-plus-noise ratio (Rapport signal sur bruit plus interférence).

SNR Signal-to-noise ratio (Rapport signal sur bruit).

STBC Space time bloc coding (codage spatio-temporel en blocs).

SU-MIMO Single user MIMO (MIMO à usager unique).

TDMA Time division multiple access (Accès multiple à répartition dans le temps).

TSSA Tabu search scheduling algorithm (Algorithme d'ordonnancement par recherche tabou).

UIT Union internationale des télécommunications.

WLAN Wireless local area network (réseau local sans fil).

WMAN Wireless Metropolitan Area Network (réseau métropolitain sans fil).

WRAN Wireless regional area network (réseau régional sans fil).

ZFBF Zero forcing beamforming (Formation de faisceaux par forçage à zéro).

RÉSUMÉ

Les réseaux sans fil ont connu au cours deux dernières décennies des avancées technologiques considérables. Les équipements qui constituent les réseaux actuels implémentent diverses applications inconcevables dans le passé. Cette nouvelle génération de réseaux ainsi que les générations futures reposent principalement sur l'utilisation de plusieurs technologies émergentes, à savoir la technologie MIMO multi-usager et la radio-cognitive. L'utilisation de ces technologies permet une amélioration de la qualité des communications sans fil. Toutefois, cette amélioration ne peut être obtenue sans la conception d'algorithmes qui permettent d'effectuer une allocation des ressources très limitées d'une manière efficace. En effet, la technologie MIMO permet au réseau de disposer d'une nouvelle ressource, à savoir la ressource spatiale (plusieurs antennes), qui doit être gérée efficacement. Tandis que la technologie radio-cognitive pousse les concepteurs des techniques d'allocation des ressources à repenser la gestion du spectre radio.

Dans la présente thèse, nous proposons plusieurs algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux sans fil de la prochaine génération. Nous nous intéressons au début aux réseaux sans fil MIMO-CDMA qui combinent le gain de multiplexage et de diversité multi-usager des systèmes MIMO multi-usagers à la robustesse de la technique d'accès CDMA. Nous proposons un algorithme permettant d'allouer efficacement les ressources fréquentielles, temporelles ainsi que les codes et les puissances aux différents équipements du réseau. En se basant sur la théorie des graphes et la métaheuristique de la recherche tabou, l'algorithme proposé réalise un bon compromis complexité/débit. De plus, nous étudions l'impact de deux types d'imperfections sur les performances de l'allocation des ressources. Pour le même type de réseaux, nous proposons trois algorithmes basés sur une conception trans-couche qui permettent de réaliser différents degrés de qualité de service et d'équité.

En second lieu, nous proposons deux algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux à radios cognitives. Le système étudié est un réseau sans infrastructure dans lequel plusieurs liens secondaires coexistent avec des liens primaires. Le premier algorithme utilise une approche gloutonne qui possède une complexité algorithmique très réduite. Il se base sur la théorie des graphes pour effectuer le partage du spectre et une technique très simple pour le contrôle des puissances. Le deuxième algorithme est basé sur la métaheuristique génétique et résout une variante des problèmes du sac à dos. Ce deuxième algorithme permet d'atteindre des débits quasi-optimaux avec une complexité très réduite.

Finalement, nous abordons le problème d'allocation des ressources pour les réseaux à radios cognitives multi-antennes. Le système étudié dans cette dernière partie est composé d'un réseau secondaire avec infrastructure qui coexiste avec un ou plusieurs réseaux primaires. Nous proposons de nouveaux algorithmes d'allocation des ressources pour ce type de réseaux. Les deux premiers algorithmes se basent sur la technique d'affectation d'antennes et possèdent des complexités algorithmiques assez réduites. Le premier algorithme réussit à atteindre des débits quasi-optimaux tandis que le deuxième algorithme se base sur l'ordonancement « round robin » afin d'assurer une équité parfaite entre les usagers. Le troisième algorithme utilise une technique de formation des faisceaux et possède une complexité algo-

rithmique très réduite grâce à la théorie des graphes et l'approche gloutonne. Les simulations réalisées permettent de prouver l'intérêt de cet algorithme qui propose un bon compromis entre la complexité et le débit total du système. De plus, l'équité assurée par ce dernier algorithme est améliorée par l'introduction de quelques changements.

Mots clés : Allocation des ressources, systèmes MIMO-CDMA, réseaux à radios cognitives, complexité algorithmique, algorithmes gloutons, métaheuristiques, conception trans-couche.

CHAPITRE I

INTRODUCTION

Le monde des réseaux de télécommunications a connu au cours des deux dernières décennies des avancées technologiques considérables. Les réseaux sans fil n'étaient pas épargnés et les équipements sans fil, sous toutes leurs formes, commencent à implémenter diverses applications non envisageables dans le passé. Et puisque l'appétit vient en mangeant, les standards de communication sans fil ne cessent de se multiplier et les besoins des utilisateurs s'accroissent sans limite. Malheureusement, les ressources, dont dispose ce genre d'équipements, sont limitées et la façon avec laquelle elles sont gérées n'est pas toujours optimale. Ceci pénalise fortement les performances des réseaux sans fil et constitue un handicap dans leurs batailles contre les réseaux filaires. Par conséquent, et afin de combler l'écart de performances qui sépare les deux types de réseaux, les protocoles responsables de la gestion des ressources dans les réseaux sans fil nécessitent d'être repensés.

Les principales ressources qu'un réseau sans fil doit gérer sont la puissance, la fréquence et le temps. Durant la dernière décennie, une quatrième ressource est omniprésente dans la plupart des équipements sans fil ; il s'agit de la ressource spatiale qui se manifeste par le déploiement de plusieurs antennes. Nous décrivons dans ce qui suit ces quatre ressources et présentons les problématiques d'allocations qui concernent chacune d'entre elles.

1.1 Les problématiques d'allocation des ressources

1.1.1 Première ressource : la puissance

Les appareils sans fil mobiles sont souvent équipés de petites batteries vu leurs petites tailles. Les utilisateurs de tels équipements exigent une bonne gestion de la puissance des batteries pour ne pas avoir à les recharger très souvent. En outre, dans des types de réseaux tels que ceux de capteurs, les équipements sans fil ne peuvent pas être rechargés, et se voient ainsi obligés de minimiser leur consommation de puissance, synonyme de leur durée de vie. Ainsi, l'allocation de la puissance au niveau des appareils sans fil se présente comme étant un défi à relever lors de la conception des protocoles de communication aux différents niveaux de la pile du modèle OSI (Interconnexion de systèmes ouverts). Cette opération se fait au moyen du développement d'algorithmes efficaces d'allocation et de contrôle de puissance qui doivent être adaptés selon le type du système et la nature de l'environnement. Ces algorithmes doivent aussi prendre en compte les différents problèmes liés aux interférences. En effet, dans le cas d'un réseau sans fil où plusieurs communications coexistent dans la même zone géographique, l'augmentation de la puissance d'une transmission provoque un effet négatif sur les autres transmissions qui vont souffrir d'un niveau plus élevé d'interférence. Des études prouvent que la capacité des réseaux sans fil est limitée par les interférences mutuelles entre les différentes transmissions (Gupta et Kumar, 2000). Un nombre important d'algorithmes d'allocation ou de contrôle de puissance sont présents dans la littérature (Goldsmith, 2005), (Foschini et Miljanic, 1993) et (Paulraj *et al.*, 2003). Dans le présent document, nous allons utiliser quelques-uns de ces algorithmes en plus de la conception de nouvelles solutions mieux adaptées aux systèmes étudiés.

1.1.2 Deuxième ressource : la fréquence

La deuxième ressource qui doit être gérée dans le cadre des communications sans fil est la fréquence. En effet, le spectre radio est une ressource naturelle d'une grande importance mais aussi très limitée et elle doit être partagée par un nombre très élevé de réseaux. Pour cette raison, la tâche de partage du spectre est souvent confiée à des organismes spécialisés

tant au niveau régional que mondial. Aux États-Unis, l'allocation des différents spectres de fréquences disponibles est assurée par la commission fédérale des communications (FCC). Au Canada, cette tâche est confiée à Industrie Canada tandis qu'au niveau mondial, elle est la spécialité de l'union internationale des télécommunications (UIT). L'allocation des spectres de fréquence est effectuée jusqu'à présent d'une manière statique. En effet, les organismes cités attribuent des licences à long terme pour des zones géographiques très étendues ce qui a rapidement épuisé la plupart des spectres de fréquence importants. Les portions de fréquence restantes sont allouées à des prix excessivement élevés. Par exemple, les compagnies de télécommunications britanniques ont dû déboursier plus de 3,5 milliards de dollars pour acquérir une portion de fréquence dans la bande autour de 800 Mhz pour le déploiement de leurs réseaux de quatrième génération (Agence France-Presse, 2013). Le gouvernement canadien projette d'encaisser un montant plus élevé lors des enchères qui seront tenues en novembre 2013 (Trichur, 2013).

Cette approche d'allocation et de partage, vu son caractère statique, entraîne une sous-utilisation du spectre radio. En effet une grande portion du spectre reste quasiment inoccupée dans plusieurs zones géographiques ou pendant de longs intervalles de temps. Selon la FCC, le pourcentage de cette sous-utilisation peut être énorme, atteignant jusqu'à 85% (FCC, 2003). Par conséquent, un grand effort de recherche a été consacré afin de développer des solutions à ce problème.

Récemment, des techniques de partage dynamique de spectre entre différents systèmes de transmission ont été proposées dans le but de mettre fin au problème de sous-utilisation du spectre radio (Akyildiz *et al.*, 2008). La principale technologie qui a ouvert la voie aux solutions de partage dynamique de spectre est connue sous le nom de la radio-cognitive. Un réseau doté d'une telle technologie permet à des équipements, initialement dépourvus de tout droit d'émettre dans les spectres privés, de communiquer dans un spectre de fréquence en l'absence des porteurs de licence. Cependant, ces équipements doivent posséder une nature dite radio-cognitive qui leur permettra d'observer leur environnement et d'adapter leurs paramètres de transmission selon cette perception. Malgré le grand intérêt que connaît le domaine des réseaux à radios cognitives, plusieurs voies de recherche restent inexplorées. La proposition d'algorithmes qui permettent le partage des bandes spectrales entre les équipements à radio

cognitive d'une manière à la fois efficace et avec une complexité réduite constitue une de ces voies. Par conséquent, nous proposons dans cette thèse des algorithmes d'allocation des ressources pour des réseaux à radios cognitives avec ou sans infrastructure qui effectuent le partage du spectre ainsi que l'allocation de la puissance.

1.1.3 Troisième ressource : le temps

Une des ressources les plus importantes dans les systèmes sans fil multi-usagers est la ressource temps. Vu que les ressources présentées ci-dessus, en l'occurrence la puissance et la fréquence, sont limitées, on a souvent tendance à les partager entre les équipements sans fil d'une manière temporelle. D'autre part, le caractère fluctuant dans le temps du support physique nous pousse parfois à gaspiller une grande puissance ou d'utiliser une large bande passante afin d'atteindre les débits exigés. Pour remédier à ce problème, la ressource temps est souvent divisée en des intervalles appelés cases temporelles. Pendant chaque intervalle et selon l'état du média physique, la puissance ainsi que la fréquence seront allouées aux différents usagers présents dans le système. Autrement dit, la division du temps en intervalles permet l'allocation des ressources non-fractionnables aux différents usagers. Plusieurs standards de communication sans fil, tels que le standard GSM (*Global System for Mobile Communications*) ainsi que les réseaux satellites, utilisent des algorithmes d'allocation de ressources basés sur l'accès multiple par division de temps (TDMA).

1.1.4 Quatrième ressource : l'espace

Au cours des quinze dernières années, et plus précisément, depuis la publication des travaux de (Telatar, 1999) et (Foschini, 1998), les systèmes de communication sans fil utilisant plusieurs antennes dits MIMO (en anglais *multiple-input multiple-output*) ont constitué un des domaines de recherche les plus populaires. Dans ce type de systèmes, une quatrième ressource vient s'ajouter aux trois premières citées ci-dessus, souvent désignée par le terme de *ressource espace*. Il a été démontré que les réseaux utilisant des appareils équipés de plusieurs antennes atteignent des débits très élevés sans avoir à utiliser plus de puissance ni de bande passante plus large. De plus, la technologie MIMO peut être utilisée soit pour maximiser les

débits de transmission en envoyant des données différentes à partir de chaque antenne, soit pour minimiser le taux d'erreur sur les données en envoyant la même information à partir de toutes les antennes (source de diversité dite spatiale).

Malgré le grand nombre d'articles de recherche traitant de l'utilisation de la technologie MIMO, plusieurs problèmes restent encore ouverts. En effet, les avantages qu'offrent les systèmes multi-antennes attirent les concepteurs des standards sans fil à étudier la combinaison du MIMO avec des technologies qui ont déjà prouvé leur robustesse telles que les standards basés sur l'accès multiple à répartition par code (CDMA) et l'accès multiple à répartition en fréquences orthogonales (OFDMA). Cependant, de telles combinaisons nécessitent des algorithmes d'allocation des ressources spécialement adaptés aux systèmes hybrides afin de maximiser leurs performances. D'autre part, les réseaux de la prochaine génération sans fil tels que les réseaux à radios cognitives doivent aussi implémenter des algorithmes d'allocation des ressources spéciales dans le cas où ils utilisent la technologie MIMO. Cette combinaison, dite MIMO-cognitive, constitue un domaine de recherche très récent. Nous proposons dans cette thèse des algorithmes d'allocation des ressources spécialement adaptés aux réseaux qui utilisent cette combinaison.

1.2 Contributions

1.2.1 Méthodologie générale

Dans le cadre de cette thèse, nous concevons plusieurs algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux sans fil émergents. Ces réseaux utilisent des technologies récentes, à savoir la technologie MIMO et la radio-cognitive. La conception des algorithmes présentés dans cette thèse suit la méthodologie de recherche suivante. Nous étudions plusieurs modèles de systèmes de transmission. Pour chaque système, nous commençons par une modélisation du système et une formulation du problème d'allocation des ressources. Nous reformulons par la suite le problème en un problème connu de la théorie des graphes ou de la théorie de l'optimisation combinatoire. Ensuite, Nous concevons des algorithmes basés sur des approches heuristiques ou métaheuristiques. Et finalement, nous évaluons les complexités algo-

rithmiques des solutions proposées avant de présenter leurs performances en termes de débit, de délai ou d'équité.

Les principales contributions de cette thèse peuvent être résumées comme suit.

1.2.2 Allocation des ressources dans les réseaux MIMO-CDMA

Nous proposons un algorithme qui effectue l'allocation des ressources dans un réseau à infrastructure MIMO-CDMA. Dans le réseau étudié, plusieurs ressources doivent être gérées d'une manière efficace, à savoir,

- (i) la ressource spatiale vu que la station de base est équipée de plusieurs antennes,
- (ii) la ressource puissance vu que la station de base dispose d'une puissance limitée,
- (iii) la ressource code vu que le réseau utilise une méthode d'accès multiple CDMA et
- (iv) la ressource temporelle vu que les caractéristiques du média sans fil changent dans le temps.

Nous concevons ainsi un algorithme qui optimise l'utilisation de toutes ces ressources avec l'objectif d'approcher le débit total maximal du système.

Le problème d'allocation des ressources étudié est prouvé d'être \mathcal{NP} -difficile. De plus, vu que l'état du média sans fil change rapidement, la décision d'allocation des ressources doit être prise dans un temps assez réduit afin de maximiser le temps de transmission des données utiles. Par conséquent, l'algorithme proposé cherche à trouver le meilleur compromis entre la complexité algorithmique et les performances du système en termes de débit. Nous utilisons ainsi une approche de conception basée sur la théorie des graphes et la métaheuristique de recherche tabou. Nous évaluons la complexité asymptotique de l'algorithme proposé et nous la comparons à celles de l'algorithme glouton (Driouch et Ajib, 2008) et de l'algorithme optimal à force brute. Nous comparons aussi les performances en termes de débit des trois algorithmes par le biais de simulations. Les comparaisons effectuées convergent toutes à la même conclusion, soit celle que l'algorithme de recherche tabou propose un meilleur compromis complexité/débit vu qu'il approche les débits optimaux avec une petite augmentation de la complexité comparé à l'algorithme glouton. Nous considérons aussi le cas dans lequel

le système étudié présente des imperfections (une non orthogonalité des codes d'étalement du spectre et une information erroné sur l'état des canaux). Nous étudions ainsi l'effet de ces imperfections sur la robustesse de l'algorithme d'allocation des ressources.

En se basant sur une conception trans-couches (en anglais *cross layer design*), nous proposons trois algorithmes d'allocation des ressources qui visent à satisfaire l'un ou les deux objectifs suivants, à savoir,

- (i) la satisfaction des contraintes de qualité de service (QoS) et
- (ii) l'équité entre les usagers.

Nous comparons, par le biais de simulations, les performances des trois algorithmes à celles de l'algorithme de recherche tabou qui a pour unique objectif la maximisation du débit total du système.

1.2.3 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives

Nous nous sommes intéressés dans un second lieu aux réseaux à radios cognitives sans infrastructure dans lesquels plusieurs liens à radios cognitives coexistent avec des liens porteurs de licence. La problématique d'allocation des ressources concerne la gestion des bandes de fréquences et le contrôle des puissances des émetteurs à radios cognitives avec l'objectif de maximiser le débit total du réseau à radios cognitives. Nous formulons le problème d'allocation des ressources à l'aide de la théorie de l'optimisation combinatoire sous forme d'un problème de sac à dos \mathcal{NP} -difficile. Vu que le temps pour prendre une décision d'allocation des ressources est encore une fois un critère déterminant pour ce genre de réseau, nous concevons deux algorithmes qui réalisent des compromis complexité/débit différents.

Le premier algorithme proposé repose sur une modélisation du réseau à l'aide de la théorie des graphes et sur une approche gloutonne pour la sélection des liens à activer. L'allocation de la puissance se fait dans une deuxième phase, et nous utilisant deux techniques pour la réaliser. Ce premier algorithme privilégie la réduction de la complexité algorithmique au détriment des performances en termes de débit. Le deuxième algorithme se base sur

les algorithmes génétiques afin de trouver un meilleur compromis entre la complexité et le débit. La comparaison des complexités algorithmiques donne un net avantage à l'algorithme glouton. Cependant, les complexités des deux algorithmes restent beaucoup moins élevées que celle de l'algorithme optimal. En se basant sur les résultats des simulations, nous concluons que l'algorithme génétique approche considérablement les performances optimales avec une grande réduction de la complexité de calcul.

1.2.4 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives multi-antennes

Dans cette dernière partie, nous nous sommes intéressés aux réseaux à radios cognitives multi-antennes avec infrastructure. Il s'agit d'un type de système dans lequel un réseau multi-usager à radios cognitives multi-antennes coexiste avec un ou plusieurs réseaux porteurs de licence. Nous étudions deux cas :

- (i) le cas où les porteurs de licence tolèrent un certain niveau d'interférence et
- (ii) le cas où ils ne tolèrent aucune interférence.

Dans le premier cas, nous proposons un algorithme d'allocation des ressources qui utilise la technique d'affectation des antennes. L'algorithme proposé fonctionne en deux phases. Dans sa première phase, il choisit les équipements à servir et leur affecte les antennes qui maximisent leurs performances. Tandis que dans sa deuxième phase, l'algorithme effectue une allocation optimale de la puissance aux antennes activées. Aussi, nous proposons un deuxième algorithme basé sur l'algorithme d'ordonnancement « round robin » en vue d'assurer une équité parfaite. Ces deux algorithmes visent des objectifs différents mais assurent tous les deux des complexités algorithmiques très réduites comparés à l'algorithme de force brute optimal. De plus, le premier algorithme permet d'atteindre des performances très proches de l'optimal.

Dans le cas où les porteurs de licence ne tolèrent aucune interférence, nous proposons un algorithme glouton pour l'allocation des ressources qui utilise la technique de formation de faisceaux. Celui-ci utilise une formulation du problème en théorie des graphes (un problème de coloration) ainsi qu'une approche gloutonne pour l'affectation des équipements

à radios cognitives aux différentes bandes de fréquences. La sélection est effectuée selon un des quatre critères développés. L'algorithme effectue par la suite une allocation optimale de la puissance limitée dont dispose la station de base multi-antennes. En se basant sur la notion d'équité proportionnelle, nous effectuons quelques changements sur l'algorithme proposé afin d'améliorer son degré d'équité. Nous reformulons aussi le problème de coloration en un problème d'optimisation combinatoire en nombres binaires afin de trouver les performances optimales pour des fins de comparaison. Ces dernières sont obtenues par des simulations qui prouvent le bon compromis complexité/débit que permet d'atteindre l'algorithme glouton proposé.

1.3 Organisation

La présente thèse est organisée comme suit. Le chapitre 2 décrit brièvement les systèmes MIMO et les réseaux à radio-cognitives et présente une vaste revue de littérature des techniques d'allocation des ressources dans ce genre de systèmes. Le chapitre 3 détaille notre algorithme d'allocation des ressources pour les réseaux MIMO-CDMA. Il présente aussi les autres algorithmes que nous proposons pour ce genre de réseaux et qui visent à assurer la QoS et l'équité. Le chapitre 4 décrit les deux algorithmes que nous proposons pour effectuer l'allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives. Le chapitre 5 se divise en deux parties. La première partie comprend la description d'un algorithme basé sur l'affectation d'antennes. Tandis que la deuxième partie présente un algorithme basé sur la formation de faisceaux. Les deux algorithmes proposés visent à allouer les ressources dans les réseaux à radios cognitives à antennes multiples sous différentes contraintes. Le chapitre 6 présente les principales conclusions de cette thèse et les possibilités de travaux futurs.

CHAPITRE II

ÉTAT DE L'ART

Dans ce chapitre, Nous présentons une revue de littérature des techniques d'allocation des ressources dans les systèmes utilisant les technologies MIMO et radio-cognitive. La présentation de la technologie MIMO commence par une brève introduction des systèmes multi-antennes. Les systèmes MIMO multi-usagers sont discutés par la suite. Nous nous concentrons plus précisément sur les techniques d'affectation d'antennes et de formation des faisceaux. Puis, nous terminons en présentant quelques travaux de recherche qui traitent de la problématique d'allocation des ressources dans les systèmes qui combinent la technologie MIMO avec des techniques d'accès multiples. La présentation de la radio-cognitive commence par quelques définitions de cette technologie. Nous présentons par la suite une revue de la littérature des techniques d'allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives. Le chapitre se termine par la présentation de l'état de l'art des techniques d'allocation des ressources dans les réseaux qui combinent la technologie MIMO à celle de la radio-cognitive.

2.1 Allocation des ressources et systèmes MIMO

2.1.1 Les systèmes multi-antennes (MIMO)

Durant les quinze dernières années, la technologie MIMO, qui offre des gains en performance assez considérables en utilisant plusieurs antennes à l'émission ou à la réception, a connu un grand intérêt de recherche. Elle a même constitué une des technologies les plus utilisées dans les nouvelles générations de réseaux sans fil, tels que les réseaux 802.11n et WiMax et les réseaux mobiles de troisième génération (Li *et al.*, 2009). Tout a commencé lorsque E. Telatar a calculé la capacité d'un système de communication MIMO utilisant M antennes de transmission et N antennes de réception (Telatar, 1999). Il a démontré que la capacité (au sens de la théorie de l'information) d'un tel système augmente linéairement avec

$\min(M, N)$. Ce résultat très important démontre qu'on peut améliorer les performances d'un système de communication sans fil par le simple ajout d'antennes, sans avoir à dépenser plus, ni en puissance ni en bande passante.

Deux autres travaux très importants qui traitent des techniques de transmissions dans les systèmes MIMO ont été publiés bien avant le calcul de capacité effectué par Telatar. Dans (Foschini, 1998), Foschini a proposé la première technique de multiplexage spatial sous le nom *Bell Laboratories Layered Space Time* (BLAST) qui consiste à maximiser le débit d'un système MIMO. La deuxième technique de transmission a été proposée par Alamouti (Alamouti, 1998) et cherche à utiliser une forme de diversité dite spatiale afin de diminuer le taux d'erreur dans un canal MIMO.

2.1.2 Les systèmes MIMO multi-usagers (MU-MIMO)

Un système de communication sans fil dans lequel une station de base équipée de plusieurs antennes communique avec des usagers équipés avec une ou plusieurs antennes est connu dans la littérature sous le nom de MIMO multi-usager (en anglais *multiuser MIMO* MU-MIMO). Des exemples d'un tel système incluent les réseaux locaux sans fil (WLAN), les réseaux satellites et les réseaux cellulaires. Encouragés par les gains en performance des systèmes MIMO à usager unique (SU-MIMO), plusieurs travaux de recherche ont essayé de tirer profit de l'utilisation de plusieurs antennes dans les systèmes MU-MIMO. Aussi, la plupart des nouveaux standards et normes des réseaux sans fil optent pour l'utilisation du MU-MIMO, en l'occurrence les standards LTE et LTE-A pour les systèmes cellulaires (Liu *et al.*, 2012), les standards 802.11ac et 802.11ad pour les WLAN (Van Nee, 2011) et le standard 802.16m pour les réseaux métropolitains sans fil (WMAN) (IEEE, 2011). L'utilisation du MU-MIMO dans ces standards s'avère plus bénéfique que le SU-MIMO. En effet, le nombre d'antennes au niveau d'un équipement mobile est souvent plus petit que celui au niveau de la station de base. Par conséquent, le gain en multiplexage spatial d'un système SU-MIMO se voit limité à une augmentation de l'ordre de $\min(M, N) = N$. Par contre, un système MU-MIMO ne souffre pas de ce problème et la somme des capacités augmente avec $\min(M, nN)$, où n est le nombre d'usagers servis simultanément par la station de base (Lim *et al.*, 2013). Il

suffit ainsi que nN soit plus grand que M pour que la capacité totale du système augmente avec M . Dans ce cas, le système profite pleinement de la ressource spatiale dont dispose la station de base. Toutefois, ce gain en performance ne peut être atteint que si les algorithmes d'allocation des ressources utilisés sont bien conçus.

Les auteurs de (Ajib et Haccoun, 2005) présentent une revue de littérature des principaux algorithmes d'ordonnancement dans les systèmes MU-MIMO. Ils ont montré qu'un algorithme bien conçu doit utiliser les informations concernant la qualité des canaux entre la station de base et les usagers afin de maximiser les performances du système. Ces informations sont souvent disponibles au niveau de la couche physique pour des besoins d'allocation de puissance. De plus, ces informations peuvent être partielles (les gains des canaux) ou complètes (les coefficients d'évanouissement du canal).

2.1.2.1 Technique d'affectation d'antennes

Dans le cas où la station de base possède une information sur les gains des canaux des différents usagers, elle emploie un mécanisme connu dans la littérature sous le nom d'affectation d'antennes (en anglais *antenna assignment*). Il consiste à choisir un nombre défini d'usagers et à affecter à chacun d'eux une seule antenne. L'antenne qui servira un usager provoquera bien évidemment de l'interférence au niveau des usagers servis par les autres antennes. En employant ce mécanisme, le nombre d'usagers qui peuvent être servis simultanément est évidemment limité au nombre d'antennes de la station de base. Les performances de ce mécanisme dépendent fortement de l'algorithme d'allocation des ressources employé par la station de base. Cet algorithme a la responsabilité de choisir les usagers à servir et d'effectuer l'affectation d'antennes. Il doit aussi allouer les portions de puissance d'une façon à maximiser les performances du système.

Plusieurs travaux étudiant le mécanisme d'affectation d'antennes ont été proposés. En effet, (Aktas et El Gamal, 2003) propose un algorithme d'ordonnancement basé sur l'affectation d'antennes. L'algorithme choisit le meilleur groupe d'usagers (celui maximisant le débit total du système), en se basant sur l'information sur leurs gains de canal ainsi que de l'information concernant les interférences mutuelles entre ces usagers. L'algorithme n'effectue toutefois pas

d'allocation de puissance et se contente de diviser la puissance dont dispose la station de base en portions égales entre les antennes activées. L'algorithme proposé dans (Choi *et al.*, 2004) utilise la théorie des graphes afin d'effectuer une affectation d'antennes qui maximise le débit total du système. Les auteurs modélisent le système MU-MIMO par un graphe bipartite et proposent la résolution du problème d'affectation d'une façon optimale par l'algorithme hongrois (Munkres, 1957). Toutefois, l'approche utilisée n'est optimale que si le nombre d'utilisateurs est égal au nombre d'antennes de la station de base. Cette hypothèse n'est pas vraie pour un grand nombre de systèmes sans fil. De plus, bien que les auteurs supposent une connaissance parfaite des gains des canaux des utilisateurs au niveau de la station de base, l'algorithme qu'ils proposent effectue une allocation égale des puissances. Ce genre d'allocation est sous-optimal et pénalise ainsi les performances du système. D'autres travaux, en l'occurrence (Torabzadeh et Ajib, 2008) et (Niyato *et al.*, 2009), proposent des algorithmes d'allocation des ressources basés sur le mécanisme d'affectation d'antennes pour des systèmes présentant des contraintes en termes de qualité de service et d'équité.

2.1.2.2 Technique de formation de faisceau

Dans le cas où la station de base connaît parfaitement les coefficients d'évanouissement des canaux de tous les utilisateurs, (Weingarten *et al.*, 2006) montrent que la capacité pour le lien descendant d'un système MU-MIMO (c.-à-d. le lien de la station de base vers les utilisateurs) peut être atteinte à l'aide d'une technique appelée Dirty paper coding (DPC) (Costa, 1983). Toutefois, l'implémentation de cette technique dans un système réel est pratiquement impossible à cause de sa très grande complexité. Par conséquent, le DPC constitue une limite théorique qu'on essaye d'approcher en utilisant des techniques sous-optimales. Une des techniques de transmission MIMO qui permet d'atteindre des performances comparables à ceux du DPC est la technique de formation de faisceaux par forçage à zéro (en anglais *zero forcing beamforming* ZFBF). Cependant, le ZFBF doit être combiné à un algorithme d'allocation des ressources qui fait le choix des utilisateurs et l'allocation de puissance d'une manière optimale. (Yoo et Goldsmith, 2006) montrent que le problème du choix des utilisateurs à servir avec une station de base utilisant le ZFBF est \mathcal{NP} -difficile. Par conséquent, plusieurs algorithmes ont été proposés ayant comme objectif de trouver un bon ordonnancement des

usagers dans un temps raisonnable.

Dans (Dimic et Sidiropoulos, 2005), les auteurs proposent un algorithme glouton, pour le choix d'usagers, ayant une complexité algorithmique relativement réduite. Dans chaque itération de l'algorithme, l'utilisateur pouvant maximiser le débit total du système (une inversion de matrice est effectuée pour chaque usager) est ajouté à la liste d'utilisateurs à servir. Une amélioration de cet algorithme en termes de complexité algorithmique (minimisant le nombre d'inversions de matrice) a été proposée dans (Liu *et al.*, 2009). Un troisième algorithme (Yoo et Goldsmith, 2006) présenté sous le nom de la « sélection des utilisateurs semi-orthogonaux » choisit les utilisateurs ayant des vecteurs des coefficients de canal presque orthogonaux. (Lau, 2005) propose un algorithme génétique ayant une complexité algorithmique assez réduite. Les performances ainsi que la complexité de l'algorithme génétique sont comparées à celles obtenues par les algorithmes glouton et optimal. Les résultats de cette comparaison montrent que l'algorithme génétique présente un bon compromis entre la complexité algorithmique et les performances en termes de débit.

2.1.2.3 MU-MIMO et accès multiple

Lorsque la technologie MIMO est combinée avec une technique d'accès multiple au niveau de la sous-couche de contrôle d'accès au support (MAC), les problèmes d'allocation des ressources présentent plus de défis. Toutefois, il existe peu de travaux, comparé aux travaux étudiant d'autres aspects de la technologie MIMO, qui traitent de ces problèmes dans ce type de combinaisons. La combinaison MIMO-OFDMA (accès multiple à répartition de fréquences orthogonales) est la plus étudiée dans la littérature. Les auteurs de (Rui et Lau, 2007) proposent un algorithme d'allocation des ressources effectuant un ordonnancement d'utilisateurs (selon les deux dimensions fréquentielles et spatiales) et une allocation de puissance dans les systèmes MIMO-OFDMA utilisant le ZFBF comme technique de transmission. Ils analysent les performances de leurs algorithmes dans le cas où la station de base possède une information erronée des canaux des utilisateurs. (Elliott et Krzymien, 2009) présente un algorithme d'ordonnancement, pour les systèmes MIMO-OFDMA utilisant la technique de transmission DPC, basé sur une métaheuristique génétique. Malgré les grandes performances que per-

mettent d'atteindre ces deux algorithmes en termes de débit, ils souffrent toutefois d'une grande complexité algorithmique.

La combinaison MIMO-CDMA a été aussi étudiée dans la littérature. Cependant, la plupart des travaux qui traitent de cette technologie s'intéresse à la conception des techniques de réception plutôt que d'algorithmes d'allocation des ressources pour la transmission. Les auteurs de (Ma *et al.*, 2007) analysent les performances d'un système MIMO-CDMA qui utilise la technique de réception de combinaison à rapport maximal. Deux autres travaux, (Choi *et al.*, 2007) et (Choi et Andrews, 2007), décrivent des récepteurs linéaires pour des systèmes MIMO-CDMA qui affectent à chaque usager une antenne et un code différents. À l'inverse de tous ces travaux qui étudient le lien descendant des systèmes MIMO-CDMA, une étude récente (Pan *et al.*, 2013) introduit une analyse asymptotique des performances du lien montant d'un système MIMO-CDMA. Les résultats de tous ces travaux convergent vers une même conclusion, soit l'importance de la combinaison MIMO-CDMA dans le développement des nouveaux standards de communication sans fil.

2.2 Allocation des ressources et réseaux à radios cognitives (CRN)

2.2.1 La technologie radio-cognitive

Le terme « radio-cognitive » est utilisé pour la première fois par Joseph Mitola dans son article (Mitola et Maguire, 1999) pour désigner une radio qui utilise un raisonnement par modèle en vue d'améliorer ses performances. Depuis la parution de l'article de Mitola, peu de travaux se sont intéressés à ce nouveau paradigme. En 2003, la commission fédérale des communications (FCC), l'organisme responsable de réglementer le domaine des télécommunications aux États-Unis, s'est intéressée à ce nouveau paradigme et a proposé une nouvelle définition du terme "radio-cognitive" (FCC, 2003). Selon la FCC, il s'agit d'une radio capable de changer ses paramètres de transmission (ou de réception) en fonction des changements que subit l'environnement dans lequel elle fonctionne. L'intérêt porté par la FCC à la technologie de la radio cognitive lui a permis de prendre une vaste portion des travaux de recherche dans le domaine des communications sans fil. De plus, plusieurs

standards reposant sur cette technologie sont en cours de développement, en l'occurrence le standard 802.22 pour les réseaux régionaux sans fil (WRAN) et le standard 802.11af pour les WLAN (Ghosh *et al.*, 2011).

Récemment, la technologie radio-cognitive est considérée comme étant la solution au problème de la sous-utilisation du spectre radio provoquée par l'affectation statique des bandes de fréquence aux différents réseaux. Cette technologie permet, en utilisant une gestion dynamique du spectre radio, de donner le droit d'utiliser les bandes de fréquence propriétaires (lorsqu'elles sont inoccupées) à des usagers secondaires, c.-à-d. n'ayant pas le droit d'émettre sur ces bandes. Autrement dit, la technologie radio-cognitive permet à des équipements « intelligents » dit à radio-cognitive (selon la définition de (Haykin, 2005)) d'utiliser d'une manière opportuniste les bandes de spectre inoccupées. Toutefois, ces équipements doivent avoir la capacité de détecter ces bandes de fréquence et d'adapter leurs paramètres de transmission selon leur perception de l'environnement. (Akyildiz *et al.*, 2008) présente une bonne introduction aux techniques de gestion du spectre proposées dans la littérature. Les auteurs divisent la gestion du spectre en quatre grandes étapes : la détection du spectre, le choix du spectre, le partage du spectre et la mobilité du spectre. Pour chacune de ces étapes, (Akyildiz *et al.*, 2008) présente les différentes techniques utilisées et les défis à surmonter.

2.2.2 Allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives

Une bonne gestion du spectre radio passe par la conception d'un algorithme de partage du spectre qui doit être à la fois efficace et qui permet de satisfaire les différentes exigences des usagers secondaires en termes de qualité de service et d'équité. La plupart de ces algorithmes utilisent une formulation du problème de partage du spectre en utilisant la théorie des jeux ainsi que la théorie de l'optimisation. Les auteurs de (Etkin *et al.*, 2007) proposent une modélisation du problème de partage du spectre en un jeu non-coopératif et répétitif dans lequel les joueurs (représentant des transmissions secondaires) cherchent à maximiser leurs scores à chaque nouvelle manche (*game stage*). Les articles (Wang *et al.*, 2010) et (Ji et Liu, 2007) proposent des revues de la littérature des principaux algorithmes de partage du spectre utilisant la théorie des jeux.

Les algorithmes issus de la théorie des jeux présentent souvent l'avantage d'être des algorithmes distribués qui ne nécessitent pas de point central pour prendre une décision. Toutefois, les approches centralisées donnent de meilleures performances. Les algorithmes centralisés sont souvent obtenus par l'utilisation d'une modélisation basée sur la théorie des graphes. (Zheng et Peng, 2005) constitue le premier article à avoir proposé une modélisation du problème de partage du spectre en un problème de la théorie des graphes. Les auteurs de (Zheng et Peng, 2005) proposent de modéliser le réseau des transmissions secondaires en un graphe et cherchent à résoudre plusieurs problèmes d'optimisation avec la coloration de ce graphe. Le partage du spectre proposé dans (Zheng et Peng, 2005) repose sur un modèle protocolaire pour modéliser l'interférence entre les liens qui partagent la même bande de fréquence. La simplicité de ce modèle le rend non fiable, contrairement au modèle physique qui repose sur l'utilisation des mesures des rapports signal sur bruit plus interférence (SINR). Plusieurs autres travaux (Wang *et al.*, 2009) (Swami *et al.*, 2008) se sont inspirés de (Zheng et Peng, 2005) afin de développer des algorithmes centralisés pour le partage du spectre qui répondent à des exigences en qualité de service ou en équité.

Les algorithmes présentés dans le paragraphe précédent supposent que le partage du spectre se fait en l'absence des usagers porteurs de licence de transmission (appelé aussi usagers premiers ou primaires). Une fois que ces usagers commencent à utiliser la bande de fréquence en question, les usagers secondaires doivent cesser immédiatement toute transmission sur cette bande. Ce type de partage du spectre, dans lequel les usagers primaires ont zéro tolérance aux interférences secondaires, est appelé *overlay* selon la classification proposée dans (Zhao et Sadler, 2007) (il porte le nom de *interweave* selon (Goldsmith *et al.*, 2009)). Lorsque les usagers primaires permettent un certain seuil d'interférence, une autre technique de partage de spectre doit être utilisée, et est appelée communément *underlay*.

(Le et Hossain, 2008) proposent deux algorithmes de partage du spectre combinés à des algorithmes d'allocation de puissance dans le cas d'un accès *underlay*. Les auteurs considèrent une seule bande de fréquence partagée par plusieurs usagers secondaires et primaires et un point central responsable des décisions du partage du spectre et d'allocation de puissance. Les usagers secondaires cherchent à satisfaire leurs demandes en qualité de service (exprimées en SINR) sans pour autant nuire aux transmissions primaires qui tolèrent un certain niveau

d'interférence. En se basant sur la théorie des jeux, (El Ferkouss et Ajib, 2012) proposent un algorithme d'allocation des ressources (bandes de fréquence et puissance) pour un réseau à radios cognitives en *underlay*. L'algorithme vise à maximiser un des deux objectifs, à savoir le débit total du réseau secondaire ou l'indice d'équité entre ses usagers. Toutefois, l'allocation proposée ne se soucie pas du temps d'exécution ce qui peut la rendre inadaptée pour les systèmes réels.

2.2.3 Allocation des ressources dans les réseaux MIMO-cognitive

Au niveau d'un réseau sans fil à radios cognitives, l'utilisation de la technologie MIMO peut s'avérer d'une grande utilité. D'un premier côté, la technologie MIMO peut servir à accroître considérablement le débit ou la fiabilité des réseaux sans fil à radios cognitives. D'un autre côté, vu que les réseaux à radios cognitives souffrent très souvent du problème d'interférence que peuvent causer les transmissions secondaires aux transmissions primaires, l'emploi de plusieurs antennes aux niveaux des usagers ou stations de base secondaires peut servir à éliminer ce problème ou au moins à diminuer son intensité jusqu'à un certain niveau. En conséquence, l'utilisation d'une telle combinaison, dite MIMO-cognitive, nécessite le développement de techniques d'allocation des ressources adéquates afin d'optimiser leurs performances.

Les travaux portant sur la combinaison MIMO-cognitive diffèrent par les modèles des systèmes considérés. Les études théoriques traitent souvent de modèles simples afin de calculer des limites théoriques telles que la capacité au sens de Shannon. En effet, (Sridharan et Vishwanath, 2008) déterminent la région de la capacité pour un système composé d'une transmission MIMO primaire qui coexiste avec une transmission secondaire. Les auteurs ont montré que l'utilisation du codage DPC permet d'éliminer l'interférence causée par la transmission primaire au niveau du récepteur secondaire, ce qui permet d'atteindre la capacité du lien secondaire. Le même système est étudié dans (Bixio *et al.*, 2010) pour un lien primaire SISO (en anglais single-input single-output). Les auteurs ont conçu des techniques de précodage et de réception linéaires qui permettent d'atteindre le débit maximal du lien secondaire. De plus, ils supposent qu'aucune interférence n'est permise au niveau

du récepteur primaire. En utilisant cette même hypothèse, (Guo et Leung, 2012) proposent de sacrifier une antenne secondaire afin de respecter la contrainte de zéro interférence. Les autres antennes sont utilisées afin d'améliorer la diversité par un codage spatio-temporel en blocs (STBC). Dans (Zhang et Liang, 2008), le système étudié est composé d'un lien MIMO secondaire qui coexiste avec plusieurs récepteurs primaires selon un modèle *underlay*. Les auteurs s'intéressent à l'étude du compromis qui se pose au niveau d'un émetteur secondaire entre l'utilisation de ses antennes pour diminuer le degré d'interférence aux usagers primaires (en utilisant une technique de formation des faisceaux), et leur utilisation pour l'augmentation de son propre débit.

Un autre modèle de systèmes MIMO-cognitive étudié dans la littérature consiste en la coexistence d'un réseau secondaire à infrastructure avec un ou plusieurs liens ou réseaux primaires. Dans (Hamdi *et al.*, 2009), les auteurs proposent un algorithme d'allocation des ressources dans un réseau secondaire qui utilise la technique du ZFBF au niveau de la station de base secondaire multi-antennes. Cette dernière se sert de ces antennes afin de servir les usagers secondaires et de réduire l'interférence causée à un seul récepteur primaire. Son objectif étant de maximiser le débit du réseau secondaire tout en respectant la contrainte d'interférence imposée par l'utilisateur primaire. Le choix des usagers se fait à l'aide d'un algorithme glouton très simple mais peu performant. De plus, le fait de considérer un seul usager primaire et une seule bande de fréquence limite l'intérêt de l'algorithme proposé. En utilisant les mêmes hypothèses, (Islam *et al.*, 2007) propose une technique de formation des faisceaux couplée à une allocation de puissance en vue d'être utilisée au niveau de la station de base secondaire. Les auteurs supposent aussi que le nombre d'utilisateurs secondaires est inférieur au nombre d'antennes de la station de base, ce qui limite davantage l'algorithme proposé. Les mêmes auteurs proposent dans (Islam *et al.*, 2008) un autre algorithme pour le trafic montant (c.-à-d. des usagers vers la station de base) en utilisant le même modèle de système. Un autre algorithme proposé dans (Hamdi *et al.*, 2013) adapte la technique ZFBF afin d'aider la transmission primaire. La station de base bénéficie en même temps d'une partie de la bande passante afin de servir ses propres usagers. Ces derniers sont choisis d'une manière gloutonne.

2.3 Conclusion

Ce chapitre a présenté une revue de la littérature des principaux travaux de recherche en relation avec les contributions de la présente thèse. Nous avons introduit brièvement les deux principales technologies qui vont être utilisées dans les réseaux étudiés dans cette thèse, à savoir la technologie MU-MIMO et la radio-cognitive. Malgré le grand nombre de travaux qui traitent des différents aspects de ces deux technologies, plusieurs problématiques de recherches restent inexplorées. Aussi, plusieurs algorithmes d'allocation des ressources proposés dans la littérature permettent d'obtenir des performances optimales ou quasi-optimales sans se soucier de leur complexité algorithmique qui est souvent très élevée. Toutefois, la complexité algorithmique constitue un critère important pour les algorithmes d'allocation des ressources. Ces derniers disposent d'un temps très limité afin de prendre une décision cruciale. En effet, une décision rapide permet de donner plus de temps à la transmission des données utiles. Par conséquent, nous proposons dans la présente thèse des algorithmes d'allocation des ressources qui permettent d'avoir des décisions quasi-optimales avec une complexité algorithmique assez réduite.

CHAPITRE III

ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX MIMO CDMA

Comme mentionné dans le chapitre précédent, les systèmes multi-antennes utilisent une technologie émergente qui a pu s'imposer dans un grand nombre de standards récents ou en cours de développement. Lorsque la technologie MIMO est combinée avec la technique d'accès multiple CDMA, elle permet d'améliorer davantage les performances des réseaux en termes de débit, de QdS ou d'équité. Toutefois, cette amélioration ne peut être atteinte sans une allocation efficace des ressources limitées dont disposent les différents équipements qui composent le réseau. Par conséquent, nous proposons dans ce chapitre des algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux MIMO-CDMA qui visent à satisfaire plusieurs objectifs. Les algorithmes conçus se distinguent aussi par leur simplicité en termes de complexité algorithmique. Cette dernière constitue un critère déterminant pour juger de la qualité de l'allocation des ressources.

Ce chapitre est organisé comme suit. La section 3.1 décrit le modèle du système en détaillant les principales hypothèses utilisées. La section 3.2 formule le problème d'allocation des ressources en un problème de la théorie des graphes. La section 3.3 présente l'algorithme d'allocation des ressources proposé qui se base sur la métaheuristique de la recherche tabou. Nous décrivons dans la section 3.4 trois autres algorithmes qui visent à satisfaire différentes contraintes de QdS et d'équité. Dans la dernière section, nous étudions les performances des algorithmes proposés. Une étude de la complexité est présentée en premier lieu, suivie de la présentation des résultats de simulations qui montrent les performances des différents algorithmes proposés.

3.1 Modèle du système

Le système étudié est un réseau sans fil avec infrastructure dans lequel une seule station de base tente de servir un ensemble de K appareils mobiles (que nous appellerons dorénavant usagers). La station de base est équipée de M antennes tandis que chaque usager dispose d'une seule antenne. Les algorithmes proposés dans ce chapitre peuvent être adaptés fa-

cilement pour supporter des usagers à antennes multiples en appliquant la technique de sélection d'antennes réceptrices (en anglais *receive antenna selection*), voir (Hamdi *et al.*, 2009). Dans la littérature, le système étudié prend souvent le nom de système MU-MISO ou MU-MIMO. Dans cette étude, seul le trafic descendant (de la station de base vers les usagers) sera considéré.

Nous considérons que la ressource temps est divisée en intervalles égaux (souvent désignés par *time slots* TS). L'état des canaux sans fil entre la station de base et les usagers reste inchangé pendant toute la durée d'un intervalle de temps. Nous supposons aussi que la station de base utilise une technique d'accès multiple CDMA et qu'elle dispose de N codes d'étalement du spectre dénotés par \mathbf{c}_n , avec $n = 1, \dots, N$. La station de base dispose ainsi de ressources limitées, à savoir le nombre de ses antennes émettrices, le nombre de codes et la durée de l'intervalle de temps ; auxquelles s'ajoute la puissance de transmission. Ainsi, au début de chaque intervalle, la station de base doit choisir un nombre limité d'usagers à servir en fonction de ces ressources. La décision de l'algorithme proposé changera à chaque intervalle de temps selon les caractéristiques des canaux durant cet intervalle.

Le choix des usagers à servir est une décision importante vu son impact direct sur les performances du système. La station de base range les usagers choisis dans N ensembles ou moins. Cette limitation sur le nombre d'ensembles est régie par le nombre limité de codes dont dispose la station de base. Le symbole ζ_n est utilisé pour désigner l'ensemble d'usagers servis par le code \mathbf{c}_n (représenté par un vecteur de taille $1 \times C$ où C représente la taille du code). La station de base emploie aussi une technique de précodage. Par conséquent, le symbole à transmettre vers un usager k appartenant à l'ensemble ζ_n est multiplié dans un premier temps par le code d'étalement du spectre \mathbf{c}_n . Le signal résultant est multiplié par la suite par un vecteur de précodage $\mathbf{w}_k^{(n)}$ spécifique à l'utilisateur k , de taille $M \times 1$.

Soit \mathbf{S}_n la matrice de taille $M \times C$ formée par les vecteurs lignes représentant les signaux transmis vers les usagers de ζ_n . La matrice \mathbf{S}_n peut s'écrire sous la forme

$$\mathbf{S}_n = \sum_{k \in \zeta_n} \sqrt{P_{n,k}} \mathbf{w}_k^{(n)} \mathbf{c}_n x_k, \quad (3.1)$$

où $P_{n,k}$ représente la portion de puissance allouée à l'utilisateur k . La puissance disponible au

niveau de la station de base est fixée à P . Elle est la même pour tous les intervalles de temps. Soit P_n la portion de puissance allouée aux usagers appartenant à l'ensemble ζ_n . Ainsi, la puissance P doit être toujours supérieure ou égale à $\sum_{n=1}^N P_n$.

En plus de l'utilisation du CDMA, la station de base emploie la technique ZFBF. Cette technique est appliquée à chaque ensemble d'usagers d'une manière séparée. Ceci limite le nombre d'usagers dans chacun des ensembles au nombre d'antennes M , c.-à-d. $\text{Card}(\zeta_n) < M$ où l'opérateur $\text{Card}(\cdot)$ retourne le nombre d'éléments de l'ensemble.

Nous supposons que les différents canaux sans fil entre les K antennes de la station de base et les usagers subissent un évanouissement dit Rayleigh. En d'autres termes, les coefficients de canal pour chaque usager sont représentés par un vecteur $\mathbf{h}_k^{(n)}$ à éléments complexes de taille $1 \times M$, et suivent une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance unitaire. De plus, les éléments de ces vecteurs sont supposés indépendants et identiquement distribués (i.i.d.). Pour obtenir une estimation de l'état du canal entre les différents usagers et la station de base, cette dernière envoie des signaux pilotes connus par tous les usagers. De leur côté, les usagers détectent ces signaux et estiment les coefficients de leurs canaux. Finalement, les coefficients estimés sont envoyés vers la station de base. Ainsi, cette dernière dispose d'une information qui va l'aider à prendre plusieurs décisions importantes lors de l'allocation des ressources.

Soit \mathbf{y}_k le vecteur de taille $1 \times C$ représentant le signal reçu par l'utilisateur k qui appartient à l'ensemble ζ_n . Ce vecteur peut s'écrire sous la forme

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k^{(n)} \cdot \sum_{n=1}^N \mathbf{s}_n, \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k^{(n)} \sqrt{P_{n,k}} \mathbf{w}_k^{(n)} \mathbf{c}_n x_k + \sum_{j \in \zeta_n, j \neq k} \mathbf{h}_k^{(n)} \sqrt{P_j} \mathbf{w}_j^{(n)} \mathbf{c}_n x_j \\ &+ \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{j \in \zeta_l} \mathbf{h}_k^{(l)} \sqrt{P_j} \mathbf{w}_j^{(l)} \mathbf{c}_l x_j + \mathbf{z}_k, \end{aligned} \quad (3.3)$$

où \mathbf{z}_k est le vecteur de taille $1 \times C$ représentant le bruit blanc, additif et Gaussien de moyenne nulle et de variance σ_z^2 . La notation $j \in \zeta_n$ est utilisée pour montrer que l'utilisateur j appartient

à l'ensemble ζ_n .

3.1.1 Cas 1 : Système parfait

Dans un premier temps, deux hypothèses seront utilisées pour finaliser la description du système. La première hypothèse est la disponibilité d'une information complète et correcte sur l'état du canal. La deuxième hypothèse concerne les codes d'étalement du spectre. Nous supposons que deux signaux utilisant deux codes différents arrivent parfaitement orthogonaux au niveau des récepteurs. En reposant sur la première hypothèse, l'utilisation du ZFBF permet d'annuler complètement l'interférence entre les usagers qui appartiennent au même ensemble. En effet, la conception des vecteurs de précodage pour la technique ZFBF utilise les coefficients des canaux des usagers à servir. Par conséquent, des coefficients erronés influenceront sans doute sur les vecteurs de précodage et par la suite sur les performances du système.

En utilisant ZFBF, les vecteurs $\mathbf{w}_k^{(n)}$ peuvent être obtenus par une simple pseudo-inversion des matrices des coefficients de canal de la manière suivante : pour commencer, pour chaque ensemble ζ_n , nous construisons une matrice \mathbf{H}_{ζ_n} de taille $\text{Card}(\zeta_n) \times M$ formée par les vecteurs des canaux des usagers de l'ensemble ζ_n . Nous construisons la matrice \mathbf{W}_{ζ_n} en inversant la matrice \mathbf{H}_{ζ_n} . Vu que cette dernière n'est pas forcément une matrice carrée, la matrice \mathbf{W}_{ζ_n} est une pseudo-inverse et peut s'écrire sous la forme

$$\mathbf{W}_{\zeta_n} = \mathbf{H}_{\zeta_n}^* (\mathbf{H}_{\zeta_n} \mathbf{H}_{\zeta_n}^*)^{-1}, \quad (3.4)$$

où l'opérateur $(\cdot)^*$ désigne l'hermitien d'une matrice (conjuguée et transposée). Par conséquent, le vecteur de précodage de l'utilisateur k servi par le code c_n est donné par $\mathbf{w}_k^{(n)}$, la k -ième colonne de la matrice \mathbf{W}_{ζ_n} . En utilisant cette matrice pour effectuer le précodage, aucune interférence provenant des usagers utilisant le même code c_n ne sera sentie au niveau de l'utilisateur k puisque

$$\mathbf{h}_i^{(n)} \mathbf{w}_k^{(n)} = 0, \quad \forall i \in \zeta_n \text{ et } i \neq k, \quad (3.5)$$

et

$$\mathbf{h}_k^{(n)} \mathbf{w}_k^{(n)} = 1. \quad (3.6)$$

D'un autre côté, en se basant sur la deuxième hypothèse énoncée au début de cette section, l'utilisation du CDMA permet d'annuler l'interférence entre des usagers appartenant à des ensembles différents. En effet, à la réception du signal, l'utilisateur le multiplie par le code \mathbf{c}_n^T afin d'effectuer la détection. Cette multiplication permet d'annuler les signaux envoyés vers les usagers des autres ensembles. Par conséquent, l'utilisation du ZFBF et de CDMA permet l'annulation des deux types d'interférence que subissent les signaux vers les différents usagers. L'équation 3.3 peut être ainsi réduite à

$$\mathbf{y}_k \cdot \mathbf{c}_n^T = \sqrt{P_{n,k}} x_k + \mathbf{z}_k \mathbf{c}_n^T. \quad (3.7)$$

Puisque tous les termes d'interférence sont désormais éliminés, le débit maximum que l'utilisateur k peut atteindre est donné par (Goldsmith, 2005)

$$R_{\zeta_n}^{(k)} = \log_2 \left(1 + \frac{P_{n,k}}{\sigma_z^2} \right). \quad (3.8)$$

Le débit du système est donné par la somme des débits de tous les usagers. Ce débit sera appelé par la suite, le "débit somme" (*Sum rate*) et constituera une métrique importante lors de l'évaluation des performances. Afin de maximiser la valeur de ce débit, la station de base doit optimiser l'utilisation des ressources dont elle dispose, à savoir les antennes, les codes et la puissance. Le débit somme maximum que le système peut atteindre est donné par

$$R_T = \max_{\zeta_n} \max_{P_{n,k}} \sum_{n=1}^N \sum_{k \in \zeta_n} R_{\zeta_n}^{(k)}. \quad (3.9)$$

Toutefois, la contrainte suivante doit être respectée

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k \in \zeta_n} \|\mathbf{w}_k^{(n)}\|^2 P_{n,k} \leq P. \quad (3.10)$$

où $\|\cdot\|$ représente la norme du vecteur.

Selon l'équation 3.9, la maximisation du débit somme passe par deux étapes :

- (i) un bon choix d'utilisateurs (leur disposition dans les ensembles est d'une grande importance) et
- (ii) une optimisation de l'allocation de puissance.

Cette dernière peut être obtenue, une fois le choix d'utilisateurs effectué, en appliquant un algorithme connu dans la littérature sous le nom de l'algorithme du *water-filling*, (Paulraj *et al.*, 2003). Soit $P_{k,opt}$ la portion de puissance optimale de l'utilisateur k qui dépendra du choix d'utilisateurs effectué. La portion $P_{k,opt}$ est donnée par

$$P_{k,opt} = \left(\frac{\mu}{\|\mathbf{w}_k^{(n)}\|^2} - \sigma_z^2 \right)^+, \quad (3.11)$$

où $(x)^+$ est égal à x si $x > 0$ et à 0 sinon, et μ est la solution de l'équation suivante

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k \in \zeta_n} \left(\mu - \sigma_z^2 \|\mathbf{w}_k^{(n)}\|^2 \right)^+ = P. \quad (3.12)$$

3.1.2 Cas 2 : Information erronée sur l'état des canaux

Les deux hypothèses de la section précédente ne sont pas toujours vraies dans les systèmes réels. Malgré que ces hypothèses n'aient pas un grand effet sur la conception de l'algorithme d'allocation des ressources, nous allons tout de même étudier leur effet sur les performances du système de manière générale. Dans un premier lieu, supposons que la station de base dispose d'une information erronée sur l'état des canaux des différents utilisateurs. Cette erreur peut survenir soit d'une estimation faussée par le bruit du canal ou bien des délais lors

du feedback (rétroaction) ce qui produit une information périmée. Les coefficients de canal erronés sont modélisés comme suit¹ (Rui et Lau, 2007)

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k + \Delta \mathbf{h}_k, \quad (3.13)$$

où $\Delta \mathbf{h}_k$ représente un vecteur de taille $1 \times M$ qui modélise l'erreur d'estimation. Les éléments de ce vecteur sont des variables complexes de moyenne nulle et de variance $\sigma_{\Delta \mathbf{h}}^2$ et sont i.i.d. selon une distribution Gaussienne.

À cause de l'erreur d'estimation, La technique ZFBF n'est plus capable d'éliminer totalement l'interférence produite par les usagers du même ensemble. Par conséquent, l'équation 3.3 s'écrit comme suit

$$\mathbf{y}_k \cdot \mathbf{c}_n^T = \sqrt{P_{n,k}} \mathbf{h}_k \mathbf{w}_k x_k - \sum_{j \in \zeta_n, j \neq k} \sqrt{P_j} \Delta \mathbf{h}_k \mathbf{w}_j x_j + \mathbf{z}_k \mathbf{c}_n^T, \quad (3.14)$$

D'après l'équation de canal précédente, les performances de l'utilisateur k seront pénalisées par l'erreur d'estimation de l'état de canal. Ce nouveau terme d'interférence provoquera bien évidemment une dégradation du débit qui s'écrit maintenant sous la forme

$$R_{\zeta_n}^{(k)} = \log_2 \left(1 + \frac{P_{k,opt} |\mathbf{h}_k^T \mathbf{w}_k|^2}{\sigma_z^2 + \sum_{j \in \zeta_n, j \neq k} P_{j,opt} |\Delta \mathbf{h}_k^T \mathbf{w}_j|^2} \right). \quad (3.15)$$

Le débit somme est toujours donné par l'équation 3.9 sous la même contrainte 3.10. Toutefois, l'optimisation de l'allocation de puissance n'est plus une tâche facile vue la nouvelle formule du débit par usager. En effet, l'algorithme du *waterfilling* ne peut plus s'appliquer directement à cause de la présence des puissances dans le dénominateur de la fraction à l'intérieur du logarithme qui représente le rapport signal sur bruit plus interférence (SINR). Afin de simplifier le problème d'allocation des puissances, au moment de calculer la portion de puissance de l'utilisateur k , nous supposons que les autres usagers reçoivent des puissances

1. Les indices de l'ensemble dans les vecteurs des canaux et les vecteurs poids seront omis dans la présentation des prochaines équations afin de simplifier les notations

égales. L'utilisateur j est supposé recevoir la portion de puissance sous-optimale suivante

$$P_{j,opt} = \frac{P}{\sum_{n=1}^N \text{Card}(\zeta_n)}. \quad (3.16)$$

Par conséquent, la portion sous-optimale de puissance allouée à l'utilisateur k peut maintenant être calculée en utilisant l'algorithme du *waterfilling* en résolvant l'équation suivante

$$P_{k,opt} = \left(\frac{\mu}{\|\mathbf{w}_{\zeta_n}^{(k)}\|^2} - \sigma_z^2 - \gamma_k \right)^+, \quad (3.17)$$

où $\gamma_k = \sum_{j \in \zeta_n, j \neq k} P_{j,opt} |\Delta \mathbf{h}_k^T \mathbf{w}_j|^2$ et μ est la solution de l'équation suivante :

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k \in \zeta_n} \left(\mu - \|\mathbf{w}_{\zeta_n}^{(k)}\|^2 (\sigma_z^2 + \gamma_k) \right)^+ = P. \quad (3.18)$$

3.1.3 Cas 3 : Non-orthogonalité des codes d'étalement du spectre

Dans cette section, nous supposons que la deuxième hypothèse énoncée dans la section 3.1.1 n'est plus valable. À cause des caractéristiques du canal (surtout l'évanouissement), l'utilisation de codes orthogonaux n'assure pas que les signaux restent orthogonaux à la réception (Choi *et al.*, 2007). Nous supposons que le système utilise des codes obtenus en combinant des codes pseudo-aléatoires (PN) et des codes orthogonaux (par exemple les codes Walsh-Hadamard). Puisque les signaux ne sont plus orthogonaux à la réception, le troisième terme de l'équation 3.3 qui correspond à l'interférence causée par les usagers des différents ensembles ne pourra plus être annulé. Par conséquent, l'équation de canal s'écrit comme suit

$$\begin{aligned}
\mathbf{y}_k \cdot \mathbf{c}_n^T &= \sqrt{P_{n,k}} x_k \\
&+ \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{j \in \zeta_l} \sqrt{P_j} \mathbf{h}_k \mathbf{w}_j x_j \sqrt{\alpha} \rho \\
&+ \mathbf{z}_k \mathbf{c}_n^T,
\end{aligned} \tag{3.19}$$

où ρ correspond à la corrélation entre les différents codes pseudo-aléatoires et α correspond au degré de non-orthogonalité des codes orthogonaux utilisés, aussi appelé facteur d'orthogonalité.

L'absence de la deuxième hypothèse pénalise le débit maximum qu'un usager peut atteindre. Le nouveau débit de l'utilisateur k peut s'écrire maintenant sous la forme

$$R_{\zeta_n}^{(k)} = \log_2 \left(1 + \frac{P_{k,opt}}{\sigma_z^2 + \alpha \rho^2 \cdot \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{j \in \zeta_l} P_{j,opt} |\mathbf{h}_k \mathbf{w}_j|^2} \right). \tag{3.20}$$

La nouvelle formule du débit par usager est similaire à celle donnée par l'équation (3.15). Alors, nous utilisons la même technique d'allocation de puissance en utilisant la même hypothèse donnée par l'équation 3.16. En utilisant encore une fois l'algorithme du *waterfilling*, la portion de puissance de l'utilisateur k peut être obtenue en résolvant l'équation suivante

$$P_{k,opt} = \left(\frac{\mu}{\|\mathbf{w}_{\zeta_n}^{(k)}\|^2} - \sigma_z^2 - \alpha \rho^2 \delta_k \right)^+, \tag{3.21}$$

où $\delta_k = \sum_{l=1, l \neq n}^N \sum_{j \in \zeta_l} P_{j,opt} |\mathbf{h}_k^T \mathbf{w}_j|^2$ et μ est la solution de l'équation suivante

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k \in \zeta_n} \left(\mu - \|\mathbf{w}_{\zeta_n}^{(k)}\|^2 (\sigma_z^2 + \alpha \rho^2 \delta_k) \right)^+ = P, \tag{3.22}$$

3.2 Formulation du problème d'allocations des ressources

3.2.1 Définition du problème

Au début de chaque intervalle de temps, la station de base doit allouer les différentes ressources en sa possession à un nombre limité d'utilisateurs. Cette allocation doit se faire d'une manière intelligente afin de maximiser les performances du système, jusque-là exprimées en termes de débit somme. Le problème est divisé en deux sous-problèmes :

- (i) le problème de l'ordonnancement des différents utilisateurs en utilisant les deux premières ressources qui sont les antennes et les codes puis
- (ii) le problème de l'allocation de la troisième ressource, à savoir la puissance.

Ce deuxième problème est un problème d'optimisation qui gère des variables continues qui sont les portions de puissance allouées à chaque utilisateur. La résolution de ce problème se fait à l'aide de l'algorithme du *waterfilling*. Toutefois, le deuxième problème ne peut être abordé avant que le problème d'ordonnancement ne soit résolu.

Le problème d'ordonnancement est un problème d'optimisation combinatoire qui consiste à trouver les utilisateurs à servir en assignant à chacun un code d'étalement du spectre. La fonction objective que vise à maximiser cette opération d'optimisation est le débit somme du système. La station de base peut choisir au maximum N ensembles d'utilisateurs, vu qu'elle dispose de N codes. Dans chaque ensemble, la station de base ne peut servir plus de M utilisateurs, vu qu'elle dispose de M antennes. La station de base doit ainsi choisir les utilisateurs qui peuvent cohabiter dans le même ensemble. La prochaine section présente une formulation du problème d'ordonnancement en théorie des graphes.

3.2.2 Formulation en théorie des graphes

3.2.2.1 Modélisation

La modélisation utilisée dans ce chapitre est similaire à celle utilisée dans (Driouch et Ajib, 2008). Le système MIMO-CDMA est modélisé par un graphe $G = \{V, E\}$ où V représente l'ensemble des sommets et E représente l'ensemble des arêtes. Chaque usager k présent dans le système correspond à un sommet v_k dans V . De plus, on associe à chaque sommet v_k un poids positif λ_k égal au gain du canal de l'utilisateur k , c.-à-d. $\lambda_k = \|\mathbf{h}_k\|^2$. Une arête existe entre deux sommets v_k et $v_{k'}$ si et seulement si $\frac{|\mathbf{h}_k \mathbf{h}_{k'}|}{\|\mathbf{h}_k\| \|\mathbf{h}_{k'}\|} > \varepsilon$ avec ε représentant un seuil appelé degré d'orthogonalité. Pour une discussion détaillée de la modélisation utilisée, le lecteur est invité à consulter (Driouch et Ajib, 2008).

3.2.2.2 Formulation

Soit $G = \{V, E\}$ un graphe semblable à celui défini dans la section précédente dans lequel on associe à chaque sommet v_k dans V un poids positif λ_k . On définit le problème \mathcal{NP} -difficile (Yannakakis et Gavril, 1987) du sous-graphe N -colorable à poids maximal comme suit (où l'application $C_{V'}$ correspond à une coloration possible du sous graphe V') :

Trouver $V' \subseteq V$

tel que $\exists C_{V'}$ avec N couleurs et $\max_{V'} \sum_{i \in V'} \gamma_i$

Comme discuté auparavant, l'algorithme d'allocation de ressources doit choisir les ensembles d'utilisateurs à servir durant un intervalle de temps, avant d'appliquer une allocation de puissance qui maximise le débit global du système. Pour faire une analogie entre le problème d'ordonnancement et le problème de coloration il suffit de remarquer :

- ◊ que les K sommets du graphe ne sont autres que les K usagers du système ;
- ◊ que le nombre de couleurs dont on dispose pour colorer le sous-graphe peut être pris égal au nombre de codes d'étalement de spectre N ;
- ◊ que les arêtes du graphe permettent d'interdire que deux sommets soient colorés de

la même couleur, c.-à-d. que deux usagers ayant des canaux presque parallèles soient servis en ZFBF dans le même ensemble ; et finalement

- ◊ que la maximisation de la somme des poids des sommets colorés correspond à la maximisation (ou plutôt d'approcher le maximum) du débit somme des usagers choisis.

Nous pouvons remarquer que le problème d'ordonnancement dans un système MIMO-CDMA est équivalent à celui du sous-graphe N -colorable à poids maximal appliqué au graphe système (défini en 3.2.2.1). Ainsi, nous allons présenter dans la section suivante un algorithme heuristique qui permet de trouver une solution avantageuse à ces deux problèmes analogues.

3.3 Algorithme de recherche tabou TSSA

Le problème de coloration des graphes a reçu un intérêt de recherche très important depuis les années 1960. Cet intérêt s'est accentué avec les avancées qu'a connues la théorie de \mathcal{NP} -complétude. Il découle aussi du nombre important et grandissant d'applications de ce problème dans de nombreux domaines. Vue la complexité du problème de coloration, plusieurs heuristiques ont été proposées, chacune avec un compromis performance/complexité différent. Parmi les algorithmes heuristiques les plus étudiés dans la littérature, on trouve l'algorithme TABUCOL (Hertz et de Werra, 1987). Il s'agit du premier algorithme à avoir utilisé la métaheuristique de recherche tabou pour résoudre le problème de coloration des graphes. TABUCOL a été utilisé par la suite dans plusieurs autres algorithmes et a été adapté à plusieurs cas d'utilisation. Selon les auteurs de TABUCOL, l'utilisation de la recherche tabou s'avère plus intéressante dans le cas des graphes denses, c.-à-d. les graphes pour lesquelles le nombre d'arêtes est important. Un résultat très important pour notre travail puisque nous manipulerons de tels graphes lors de notre allocation des ressources. Ainsi, basé sur ce constat et sur les bonnes performances que peut atteindre l'algorithme TABUCOL, nous concevons dans cette section une heuristique qui utilise la recherche tabou afin de résoudre le problème d'allocation des ressources.

Nous proposons un algorithme heuristique basé sur la recherche tabou en vue d'améliorer les résultats obtenus par l'algorithme glouton présenté dans (Driouch et Ajib, 2008). Certes, l'approche gloutonne est très simple en termes de complexité algorithmique, toutefois, nous

montrons que la technique de recherche tabou peut donner de meilleurs résultats avec un temps d'exécution à peine plus élevé. En effet, au lieu de trouver une solution optimale localement, la recherche tabou permet d'explorer davantage l'univers des solutions dans le but de s'éloigner des optimums locaux afin de s'approcher de celui global. Ceci donne une meilleure solution au compromis performance/complexité par rapport à l'algorithme glouton et à la recherche exhaustive.

Afin d'adapter la technique de recherche tabou à un problème d'optimisation donné, l'algorithme doit comporter les étapes suivantes :

- ◊ construire une solution initiale ;
- ◊ définir les mouvements qui déterminent le voisinage d'une solution ;
- ◊ décider du contenu et de la taille de la liste tabou ;
- ◊ concevoir des mécanismes de diversification.

Les itérations d'un algorithme qui se base sur la recherche tabou prennent fin lorsqu'on atteint :

- ◊ le nombre maximum d'itérations ; ou
- ◊ le nombre maximum d'itérations successives durant lesquelles la solution obtenue n'est pas significativement améliorée.

Dans ce qui suit, nous décrivons les différentes étapes de la recherche tabou adaptées à notre problème.

3.3.1 Solution initiale

Une fois la construction du graphe système $G = (V, E)$ terminée, l'algorithme de recherche tabou doit trouver une solution initiale. Cette dernière se définit dans notre cas comme étant une coloration légale (deux sommets adjacents reçoivent deux couleurs différentes) d'un sous graphe de G avec au plus N couleurs. Nous proposons deux méthodes qui permettent d'obtenir une telle solution, soient la coloration aléatoire et la coloration gloutonne. La coloration aléatoire consiste à choisir les usagers un après l'autre d'une façon aléatoire puis de colorier chacun avec la couleur de plus petit indice tout en vérifiant la légalité du coloriage. La coloration gloutonne n'est autre que la solution obtenue par l'algorithme glouton proposé dans (Driouch et Ajib, 2008). Bien que la coloration gloutonne constitue sans doute une

meilleure solution initiale, nous optons pour la coloration aléatoire. Ce choix est motivé par la complexité très réduite (linéaire en $O(N)$) de cette coloration.

3.3.2 Définition du mouvement (voisinage)

La définition du voisinage $Ne(s)$ de la solution courante s est d'une grande importance lors de la conception d'un algorithme basé sur la recherche tabou. En effet, le voisinage d'une solution nous renseigne sur les mouvements à venir de l'algorithme lors de son exploration de l'univers des solutions. Il existe plusieurs manières de définir un voisinage dans un algorithme de coloration.

Pour notre algorithme, on génère un voisin s' de la solution s comme suit : on choisit aléatoirement un sommet v_i (les sommets non coloriés sont prioritaires), on lui attribue une couleur c_n puis on calcule la somme des poids W_n du sous-graphe résultant. L'attribution de la couleur c_n suppose qu'on décolore tous les sommets de couleur c_n afin de garder une coloration légale. Un mouvement peut donc être défini par le triplet (v_i, c_n, W_n) . On génère ainsi tous les mouvements possibles (en excluant les mouvements tabous) pour tout $n = 1 \dots N$ puis on effectue le meilleur mouvement, c.-à-d. celui avec la plus grande somme des poids W_n .

3.3.3 Définition de la liste tabou

La liste tabou est une file de type premier arrivé premier servi (PAPS ou FIFO) qui contient les mouvements interdits lors de chaque itération. Après chaque mouvement, l'algorithme met dans la liste tabou le couple (Sommet, Couleur) qui correspond à ce mouvement. En d'autres mots, si un sommet perd sa couleur lors d'une itération donnée, alors il ne peut plus la récupérer pendant un nombre donné d'itérations. Vu la nature de file FIFO que possède la liste tabou, le mouvement le plus ancien à être stocké dans la liste est éliminé à chaque fois qu'un nouveau mouvement entre dans la liste.

3.3.4 Diversification

La diversification est un mécanisme qui permet à la recherche tabou d'explorer davantage l'univers des solutions. Dans l'algorithme proposé, il est permis d'effectuer un mouvement même s'il n'améliore pas la solution atteinte jusque-là. Toutefois, si l'algorithme cesse d'améliorer son score pendant un certain nombre d'itérations, alors il procède à une réinitialisation lui permettant d'échapper à un optimum local. Cette opération est effectuée en régénérant une coloration aléatoire, d'une façon semblable à la génération de la solution initiale.

Le résumé de l'algorithme de recherche tabou est donné par Algorithme 1.

3.4 Ordonnancement, équité et qualité de service

L'algorithme proposé dans ce chapitre a pour unique objectif d'approcher le plus possible le débit maximum que peut supporter le système. Toutefois, les réseaux sans fil proposent de nos jours de plus en plus d'applications ayant des besoins différents en termes de qualité de service (QoS). Cette dernière peut prendre plusieurs formes selon l'application supportée. Elle peut être exprimée par des contraintes sur le débit, sur le délai de service, sur la gigue ou sur le degré d'équité entre les usagers servis. De plus, on remarque qu'au niveau de la couche physique du modèle OSI, les contraintes sur la QoS sont souvent synonymes de contraintes sur le taux d'erreur binaire (ou son équivalent en SINR). Tandis qu'au niveau de la couche liaison, les contraintes sur la QoS concernent plutôt les délais de service. La conception classique des protocoles de communication procède souvent à une optimisation disjointe de ces deux métriques, ce qui produit de mauvaises performances. Par conséquent, nous nous basons sur une approche trans-couches pour remédier à ce problème en concevant des algorithmes d'allocation des ressources qui proposent un bon compromis entre les différentes métriques de QoS, à savoir le débit, le délai et l'équité.

Algorithme 1: Algorithme d'allocation des ressources par recherche tabou TSSA

Entrées :

I_{max} = Nombre maximal d'itérations

$G = (V, E)$

N = Nombre de couleurs

$|T|$ = Taille de la liste tabou

Initialisation :

Générer une N -coloration aléatoire légale

Initialiser la liste tabou T

$i \leftarrow 0$

Bad_move $\leftarrow 0$

Change $\leftarrow true$

tant que $i < I_{max}$ **faire**

 Choisir aléatoirement un sommet v_i

 Générer tous les mouvements possibles

 Mettre à jour la coloration :

Étape1 : Choisir le meilleur mouvement : (v_i, c_n) qui améliore la somme des poids

Étape2 : Colorer v_i avec c_n

Étape3 : Décolorer les sommets adjacents à v_i qui avaient la couleur c_n

Étape4 : Mettre à jour T : Ajouter (v_i, c_n) et enlever le plus ancien mouvement tabou

si La coloration est mise à jour **alors**

 Change $\leftarrow true$

 Best_Coloring \leftarrow Current_Coloring

fin

si Change = false **alors**

 Réaliser le meilleur mouvement possible (même s'il n'améliore pas le score)

 Bad_move \leftarrow Bad_move + 1

fin

si Bad_move = Allowed_bad_moves **alors**

 Appliquer la Diversification

fin

$i \leftarrow i + 1$

fin

Output : La coloration est donnée par la structure Best_Coulouring

3.4.1 Définition des contraintes de QdS

Nous commençons par la définition des contraintes de QdS en termes de délai. Nous considérons qu'il existe plusieurs classes d'utilisateurs. Les utilisateurs appartenant à la même classe d'indice $l \in \{1 \dots L\}$ possèdent les mêmes besoins en termes de délai de service. La contrainte de délai pour les utilisateurs de la classe d'indice l est donnée par l'expression suivante

$$Pr\{D_k > T_l\} \leq \delta_l, \quad (3.23)$$

où D_k représente le délai passé par le plus ancien paquet dans la file d'attente de l'utilisateur k (appelé aussi paquet "head of line" HOL), et δ_l correspond à la probabilité maximale qu'un usager dépasse le délai seuil fixé à T_l pour la classe d'indice l .

Afin de maximiser les débits de transmission vers les usagers choisis, nous supposons que la station de base utilise une modulation adaptative. Ainsi, chaque usager servi tire un maximum de profit de l'état de son canal. Selon la qualité du SINR d'un usager, un schéma de modulation différent est utilisé.

Nous considérons que la station de base utilise une modulation M-aire pour laquelle la taille de la constellation est définie par $M_n = 2^{\beta_n}$, où $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ et β_n est le nombre de bits par symbole. La région des SINRs possibles est divisée en $N + 1$ régions : $0 < \gamma_1 < \dots < \gamma_{N+1} = \infty$. Par conséquent, si $\gamma_k \in [\gamma_n, \gamma_{n+1}[$ alors β_n bits par symbole peuvent être envoyés vers l'utilisateur k . Les usagers avec des SINR au-delà de γ_1 ne peuvent plus être servis durant l'intervalle de temps courant. Tandis que les usagers avec des SINRs au delà de γ_{N+1} sont servis avec la plus haute modulation.

Les bornes des intervalles utilisés peuvent être obtenues en utilisant la fonction inverse du taux binaire d'erreur de la modulation M-QAM pour les canaux AWGN (Chung et Goldsmith, 2001). Les différents taux d'erreurs binaires (en anglais bit error rate BER) sont donnés par

$$\text{BER}_n(\gamma) \simeq 0,2 \exp\left(-\frac{1,6 \gamma}{2^{\beta_n} - 1}\right). \quad (3.24)$$

Par conséquent, les bornes des intervalles des SINRs pour un BER seuil fixé BER_{th} sont données par

$$\gamma_n(\gamma) \simeq \frac{2^{\beta_n} - 1}{1,6} \ln(5 \text{BER}_{th}), \quad \forall n \in \{1, 2, \dots, N\}. \quad (3.25)$$

3.4.2 Description des règles d'ordonnancement

3.4.2.1 Ordonnanceur à délai maximum (MDS)

La règle de délai maximum choisit les usagers dont les paquets ont passé le plus de temps au niveau des files d'attente. Au niveau de l'algorithme, le poids de chaque sommet k est donné par

$$\lambda_k = D_k. \quad (3.26)$$

3.4.2.2 Ordonnanceur à équité proportionnelle (PFS)

La règle d'équité proportionnelle (PFS) a pour objectif d'assurer un grand degré d'équité à long terme entre les usagers. Cette règle vise aussi à garder un débit assez élevé en servant le plus souvent possible les usagers avec un bon état de canal. Le poids du sommet k est donné par

$$\lambda_k = \frac{\|\mathbf{h}_k\|^2}{\bar{R}_k}, \quad \forall k \in \{1, \dots, K\}, \quad (3.27)$$

où \bar{R}_k est le gain moyen du canal de l'utilisateur k sur un intervalle de temps de durée Δt . Cette moyenne est mise à jour selon les équations suivantes (Viswanath *et al.*, 2002)

$$\bar{R}_k(t+1) = \begin{cases} (1 - \frac{1}{\Delta t}) \bar{R}_k(t) + \frac{1}{\Delta t} \|\mathbf{h}_k\|^2, & k \in \Gamma_t \\ (1 - \frac{1}{\Delta t}) \bar{R}_k(t), & k \notin \Gamma_t \end{cases} \quad (3.28)$$

où Γ_t est l'ensemble des usagers ayant été servis durant l'intervalle de temps t .

3.4.2.3 Ordonnanceur M-LWDF (MLWDFS)

La règle M-LWDF (*Modified Largest Weighted Delay First*) (Andrews *et al.*, 2001) se base sur deux paramètres dans le choix des usagers, à savoir la qualité du canal de chaque usager ainsi que les durées que les paquets ont passées dans les files d'attente. Ainsi, l'algorithme affecte à chaque usager k le poids suivant

$$\lambda_k = \nu_k D_k \|\mathbf{h}_k\|^2, \quad \forall k \in \{1, \dots, K\}, \quad (3.29)$$

où la valeur de ν_k est donnée selon (Andrews *et al.*, 2001) comme $\nu_k = a_k / \bar{r}_k$ où $a_k = -(\log \delta_i) / T_i$.

Les différentes étapes de l'algorithme qui fait appel à l'un des ordonnanceurs proposés sont données par l'organigramme de la Fig. 3.1.

3.5 Étude des performances

Dans cette dernière section, nous analysons les performances des algorithmes proposées. Pour la plupart des simulations, le nombre de code d'étalement de spectre utilisé ne dépasse pas quatre à cause de la complexité élevée de l'algorithme optimal. Ce dernier réussit à trouver la solution optimale au problème d'allocation des ressources en utilisant une recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons possibles.

3.5.1 Choix des paramètres

Avant d'analyser les performances de l'algorithme TSSA et de les comparer avec les performances de l'algorithme optimal, plusieurs paramètres doivent être choisis d'une manière judicieuse. L'algorithme proposé utilise principalement trois paramètres, à savoir :

- (i) le seuil d'orthogonalité ε ,
- (ii) la taille de la liste tabou $|T|$ et

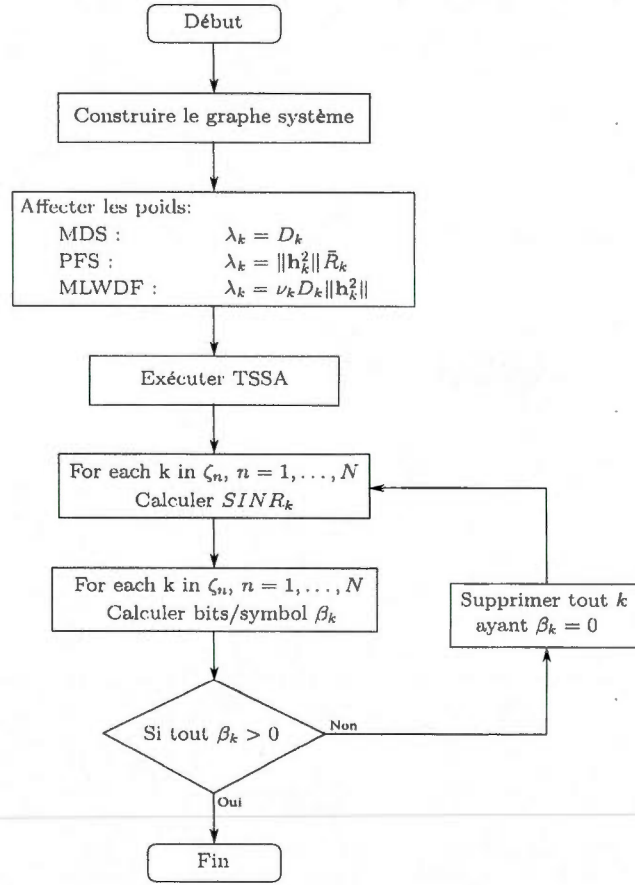


FIGURE 3.1: Organigramme représentant l'algorithme utilisant les règles d'ordonnancement.

(iii) le nombre maximal d'itérations, I_{max} .

Le premier paramètre est utilisé lors de la construction du graphe et a un effet direct sur les performances de l'algorithme. Toutefois, la complexité du TSSA n'est pas concernée par le changement de ϵ . Les deux autres paramètres quant à eux ont un effet sur le compromis entre les performances et la complexité et peuvent ainsi être réglés selon les besoins du système. Les trois paramètres seront choisis par simulation.

Afin de choisir la valeur du seuil d'orthogonalité qui maximise les performances du TSSA, nous traçons dans Fig. 3.2 l'évolution du débit somme en fonction de la valeur de ϵ . Nous remarquons qu'il existe bel et bien une valeur optimale de ϵ pour laquelle les performances de l'algorithme sont maximales. Cependant, cette valeur dépend du nombre d'antennes au

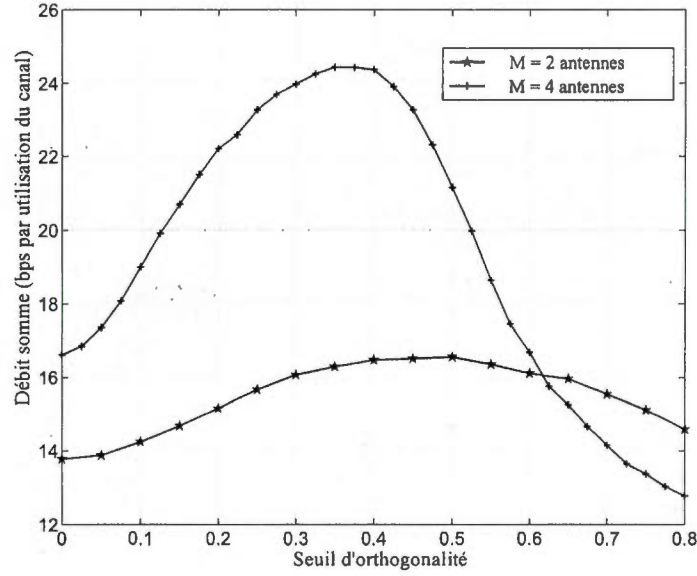


FIGURE 3.2: Débit somme en fonction du seuil d'orthogonalité ϵ (Driouch et Ajib, 2008).

niveau de la station de base. En effet, nous avons obtenu $\epsilon_{opt} \simeq 0,5$ pour $M = 2$ et $\epsilon_{opt} \simeq 0,375$ pour $M = 4$. Le nombre d'utilisateurs est établi à $N = 20$ puisqu'il n'a pas un grand effet sur la valeur optimale de ϵ surtout lorsqu'il ne dépasse pas les 100 utilisateurs. Cette affirmation est basée sur d'autres résultats de simulations ainsi que sur les résultats de travaux similaires (Yoo et Goldsmith, 2006). Pour une discussion détaillée de l'impact du seuil d'orthogonalité sur l'allocation des ressources, le lecteur est invité à consulter (Driouch et Ajib, 2008).

Nous traçons dans la figure 3.3 le pourcentage d'amélioration de la solution trouvée par le TSSA en fonction des deux paramètres $|T|$ et I_{max} . Les autres paramètres du système sont fixés comme suit : $K = 20$, $M = 4$ et $N = 4$. D'après la figure 3.3(a), la valeur optimale de $|T|$ est à égale à dix. En effet, une taille réduite de la liste tabou peut entraîner l'algorithme dans des cycles et le bloquer dans un optimum local, tandis qu'une grande valeur de $|T|$ réduit le nombre de mouvements possibles à chaque itération. D'après la figure 3.3(b), les performances de l'algorithme proposé sont améliorées en augmentant la valeur de I_{max} . Toutefois, cette amélioration progresse de moins en moins pour les grandes valeurs de I_{max} surtout lorsqu'on dépasse les 400 itérations. Aller au-delà de cette valeur peut introduire

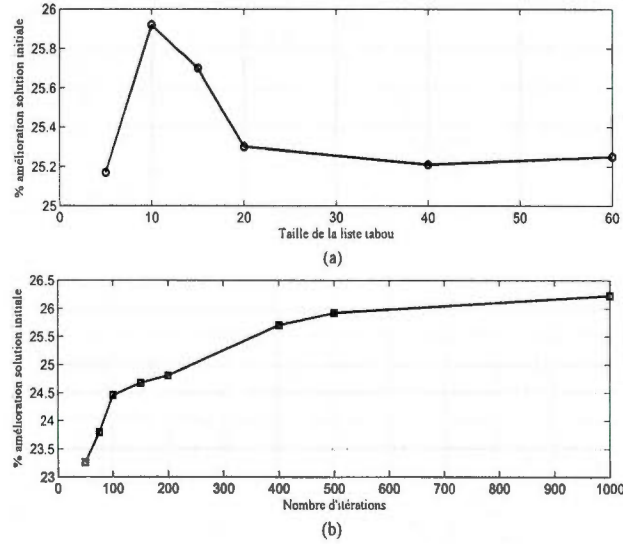


FIGURE 3.3: Impact (a) de la taille de la liste tabou et (b) du nombre maximal d'itérations sur la qualité de la solution de l'algorithme TSSA.

plus de complexité sans pour autant améliorer considérablement les performances. De plus, la valeur de I_{max} dépend fortement de la taille du problème en termes de M , de N et surtout de K qui est souvent dominant. Pour les prochaines simulations, nous fixerons arbitrairement la valeur de I_{max} à 20 fois le nombre d'utilisateurs K . Lors du déploiement de notre algorithme dans un système réel, les valeurs optimales de tous les paramètres de l'algorithme doivent être trouvés par simulations et sauvegardés dans la station de base.

Les autres paramètres du système varient selon le besoin des simulations. Toutes les simulations sont effectuées pour 10^4 réalisations de canal, sauf indication contraire. Chaque réalisation du canal correspond exactement à un intervalle de temps.

3.5.2 Étude de la complexité algorithmique

Nous évaluons dans cette section la complexité algorithmique de l'algorithme proposé qui sera comparée aux complexités de l'algorithme glouton et de l'algorithme optimale. Les trois complexités sont étudiées en notations asymptotiques en fonction de la taille du problème exprimée avec M , N et K . Pour le TSSA, sa complexité est aussi fonction de $|T|$ et I_{max} .

La complexité asymptotique de l'algorithme glouton est la somme des complexités des trois étapes importantes de l'algorithme, à savoir : la construction du graphe, la coloration et l'inversion de la matrice du canal. Les deux premières étapes se font en $O(KM)$ et $O(K^2)$ respectivement. La complexité des inversions des matrices de canal des ensembles des usagers est $O(NM^3)$. Selon les valeurs de M , N et K , un des trois termes de la complexité prédomine. La complexité de l'algorithme glouton s'écrit comme suit

$$C_G = O(KM) + O(K^2) + O(NM^3). \quad (3.30)$$

La complexité de l'algorithme TSSA est dominé par la boucle principale qui effectue la recherche proprement dite (soit la boucle *tant que* de Algorithme 1). Par conséquent, la complexité du TSSA s'écrit comme suit

$$C_T = O((NK) \cdot NM^3 \cdot I_{max}), \quad (3.31)$$

où le terme $O(NK)$ correspond à la complexité de générer les mouvements et d'en calculer les scores et le terme $O(NM^3)$ correspond à la complexité des inversions de matrices.

La complexité de l'algorithme optimal est un peu plus complexe à calculer. Nous allons ainsi fournir une borne inférieure sur cette complexité. L'algorithme optimal est un algorithme de force brute qui génère toutes les combinaisons d'ensembles possibles, calcule le débit somme de chaque combinaison et choisit enfin la combinaison qui donne le débit maximum. Il faut remarquer que l'ordre des usagers dans un ensemble n'est pas important, c.-à-d. les deux ensembles $\{i, j\}$ et $\{j, i\}$ sont identiques. Aussi, l'ordre des ensembles dans la même combinaison n'importe pas, c.-à-d. les deux combinaisons $\{\zeta_n, \zeta_m\}$ et $\{\zeta_m, \zeta_n\}$ sont identiques et doivent être générées et comptabilisées une seule fois. Par conséquent, le nombre de combinaison est supérieur à $\left(\frac{1}{N!} \cdot \binom{M+N-1}{N} \cdot \prod_{i=1}^N \binom{K-iM}{M}\right)$. La complexité algorithmique de l'algorithme optimal peut être approximée par

$$C_O = \Omega \left(\frac{NM^3}{N!} \cdot \binom{M+N-1}{N} \cdot \prod_{i=1}^N \binom{K-iM}{M} \right), \quad (3.32)$$

TABLE 3.1: Complexités algorithmiques des différents algorithmes étudiés (Glouton, TSSA, recherche exhaustive)

	Glouton	TSSA	Optimal (recherche exhaustive)
$K = 20$	$\simeq 472$	$\simeq 256000$	$> 2 \cdot 10^9$
$K = 40$	$\simeq 1712$	$\simeq 512000$	$> 10^{12}$
$K = 100$	$\simeq 10232$	$\simeq 1280000$	$> 3 \cdot 10^{15}$

où le terme NM^3 correspond à la complexité des inversions de matrices vu que l'algorithme optimal doit calculer les poids du ZFBF pour chacune des combinaisons générées.

Dans le tableau 3.1, nous évaluons les trois complexités pour différentes valeurs de K en posant $M = 2$ et $N = 4$. Ce tableau permet d'avoir une idée approximative sur la complexité du TSSA comparée à la complexité très réduite de l'algorithme glouton et celle très élevée de l'algorithme optimal. Par exemple, nous remarquons que le TSSA réduit la complexité de l'algorithme principal de quatre ordres de grandeur pour $K = 20$. Cette réduction devient encore plus significative en augmentant le nombre d'utilisateurs dans le système. De plus, le TSSA dispose de deux paramètres réglables qui permettent de réduire davantage sa complexité en ~~sacrifiant une partie de ses performances.~~

3.5.3 Performances pour un système parfait

Nous commençons par comparer les performances en termes de débit somme de l'algorithme de recherche tabou et de l'algorithme glouton. Dans la figure 3.4, nous faisons varier le nombre d'utilisateurs K entre 12 et 80 utilisateurs. Les simulations sont faites avec une station de base équipée de deux ou quatre antennes et disposant de quatre codes d'étalement du spectre. Nous remarquons que le débit somme que permet d'atteindre le TSSA est toujours supérieur à celui atteint par l'algorithme glouton. L'écart entre les deux performances ne cesse de se creuser pour de grandes valeurs de K et M . En effet, la recherche tabou devient plus intéressante lorsque le graphe système est plus grand (c.-à-d. il contient plus de sommets) et surtout lorsque le nombre de sommets permis par groupe augmente. Ainsi, l'écart de performance entre les deux algorithmes peut aller au-delà de 10%. N'oublions pas que l'algorithme TSSA permet de tirer davantage profit de la diversité multi-utilisateur lorsque le

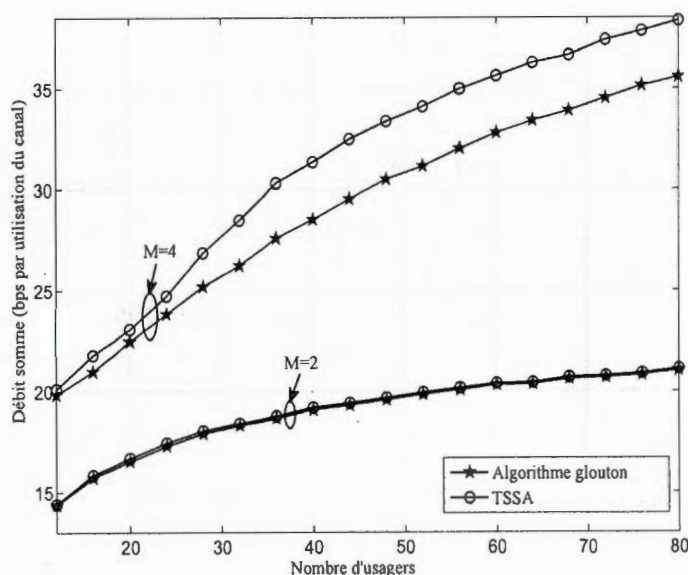


FIGURE 3.4: Débit somme des algorithmes glouton et TSSA en fonction du nombre d'utilisateurs K .

nombre d'utilisateurs augmente.

Dans la figure 3.5, nous traçons l'évolution de la valeur de débit somme des trois algorithmes en fonction du nombre d'utilisateurs. Dans cette figure, nous nous intéressons surtout à la comparaison des performances du TSSA à ceux de l'algorithme optimal. Les paramètres du système sont $M = 2$ et $N = 4$. Le nombre d'utilisateurs est limité à seize à cause de la complexité de l'algorithme optimal pour des valeurs de N au-delà de cette limite. La figure montre clairement la quasi-optimalité de l'algorithme TSSA qui a des performances très proches de celles obtenues par la recherche exhaustive. De plus, l'écart de performance entre les deux algorithmes reste quasiment le même pour différentes valeurs de K . D'après les résultats de la section 4.5.1 et les figures 3.4 et 3.5, nous concluons que l'algorithme TSSA constitue un bon compromis entre les performances en termes de débit et la complexité algorithmique. En effet, les performances du TSSA dépassent celles de l'algorithme glouton, avec une complexité beaucoup moins élevée que celle de l'algorithme optimal.

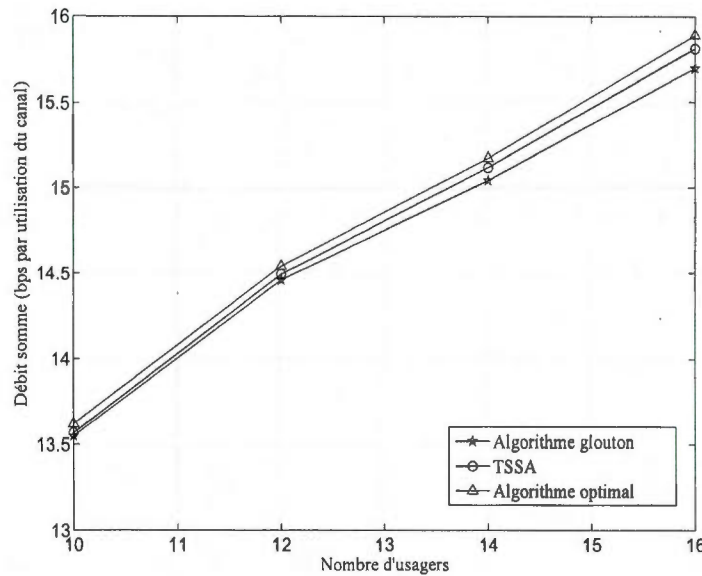


FIGURE 3.5: Débits somme des différents algorithmes en fonction du nombre d'utilisateurs K .

3.5.4 Performances pour un système avec imperfections

Dans cette section, nous étudions les performances de l'algorithme TSSA dans le cas d'un système qui présente des imperfections. Ces performances sont comparées avec celles de l'algorithme optimal. Les imperfections étudiées sont : (i) la non orthogonalité des codes d'étalement du spectre et (ii) une information erronée sur l'état des canaux. Les expressions des débits somme du système en considérant ces imperfections sont données dans la section 3.1. La figure 3.6 compare le débit somme des deux algorithmes pour un système dans lequel une station de base, qui utilise quatre codes orthogonaux/PN, sert huit usagers. Nous faisons varier la puissance de transmission de la station de base ainsi que le nombre d'antennes, $M = 2$ ou 4 et le facteur d'orthogonalité, $\alpha = 0, 0.1$ et 0.5 . Nous remarquons que le débit somme atteint par les deux algorithmes est pénalisé par le degré de non orthogonalité des codes. Lorsque la valeur de α est élevée, la valeur du débit somme se sature rapidement pour les puissances élevées. En effet, la puissance d'interférence entre les ensembles devient de plus en plus élevée pour les grandes valeurs de α et de P provoquant ainsi une saturation du débit. Nous remarquons aussi que l'écart de performance entre les deux algorithmes

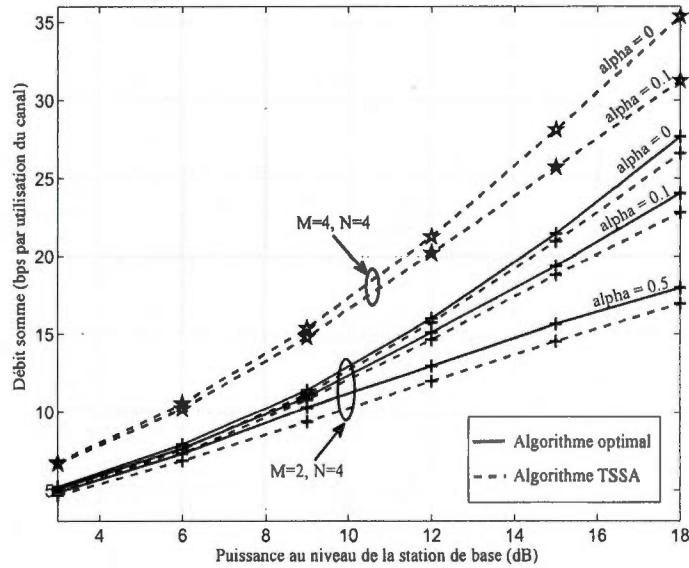


FIGURE 3.6: L'impact du facteur d'orthogonalité sur les performances en termes de débit pour différentes valeurs de P .

se situe entre 3% et 5% au pire cas. L'effet de α sur cet écart n'est pas très important vu que cet écart reste presque le même pour différentes valeurs de cette grandeur.

Dans la figure 3.7, nous étudions l'effet de la deuxième imperfection sur les performances du TSSA. Nous utilisons les mêmes paramètres que pour la dernière figure tout en variant le degré d'erreur sur l'estimation des canaux, $\sigma_{\Delta_h}^2 = 0, 0.1$ et 0.5 lorsque $M = 2$ et $\sigma_{\Delta_h}^2 = 0$ et $0, 1$ lorsque $M = 4$. Les performances des deux algorithmes sont pénalisées par l'augmentation de l'erreur d'estimation. Cette pénalité est provoquée par la puissance de l'interférence au sein du même ensemble qui devient plus élevée avec l'augmentation de $\sigma_{\Delta_h}^2$. Il faut aussi remarquer que l'effet de l'erreur sur l'estimation du canal devient plus significatif pour de grandes valeurs de $\sigma_{\Delta_h}^2$ vu que l'écart de performance entre les algorithmes TSSA et optimal devient assez important.

Il est clair maintenant que les deux imperfections ont des effets négatifs sur les performances des deux algorithmes. Lorsque l'algorithme optimal est employé, l'effet de la non orthogonalité des codes est plus significatif que celui de l'erreur sur l'estimation des canaux. En effet, la première imperfection dégrade les performances à cause de l'interférence causée

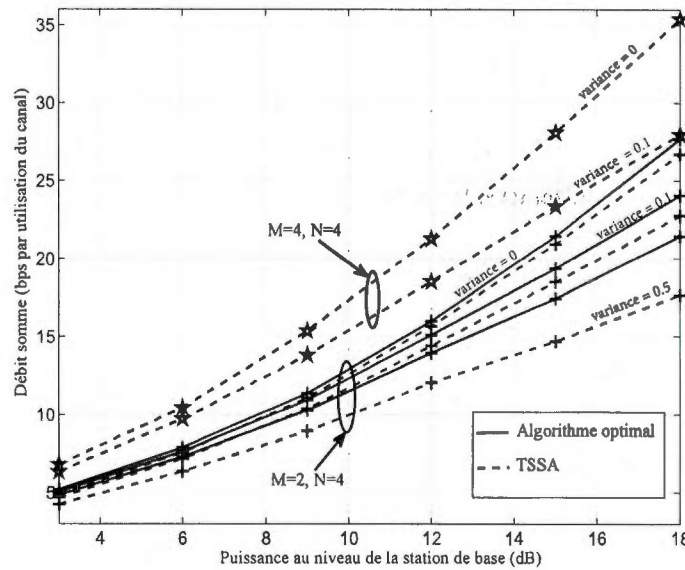


FIGURE 3.7: L'impact de l'erreur d'estimation des canaux sur les performances en termes de débit pour différentes valeurs de P .

par les signaux des autres ensembles d'utilisateurs. La puissance de cette interférence est plus élevée que celle de l'interférence causée par les signaux des utilisateurs du même ensemble et qui se manifeste si on prend en compte la deuxième imperfection. Toutefois, lorsque la station de base emploie l'algorithme TSSA, l'effet de l'erreur sur l'estimation des canaux devient plus significatif vu que cette imperfection a une influence directe sur le choix des utilisateurs. Une telle imperfection peut introduire des erreurs lors de la construction du graphe, ce qui peut conduire à la formation de mauvais ensembles d'utilisateurs (c.-à-d. des utilisateurs ayant un grand degré d'interférence peuvent faire partie du même ensemble).

3.5.5 Performances en termes de QoS

Dans cette section, nous évaluons les performances des différents algorithmes présentés dans la section 3.4. Deux métriques seront utilisées : le délai moyen par paquet et le degré d'équité. Afin d'évaluer ces nouvelles métriques, plusieurs paramètres doivent être fixés. La station de base se trouve au milieu d'une cellule circulaire de rayon 1000 m. Au début des simulations, la distance entre la station de base et chacun des utilisateurs est choisie aléatoirement

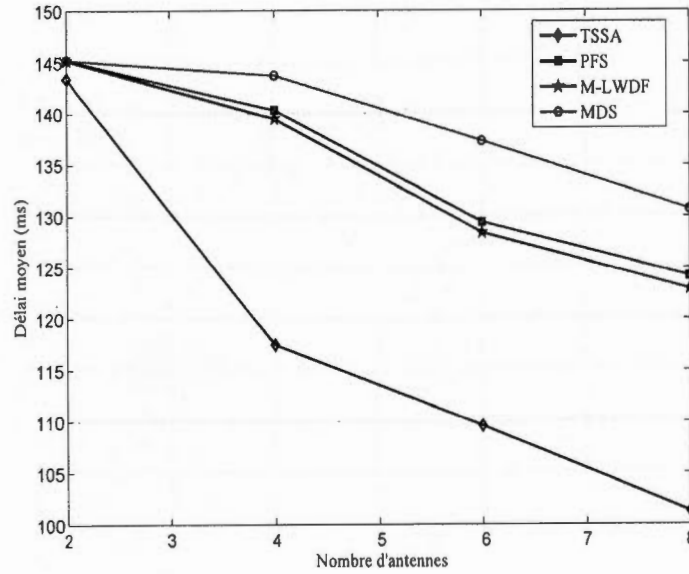


FIGURE 3.8: Délai moyen par paquet en fonction du nombre d'antennes de la station de base.

entre 0 et 1000 m. Les usagers se déplacent avec des vitesses fixes choisies aléatoirement entre 0 et 30 km/h. Un usager qui atteint les bordures de la cellule doit changer de direction. L'exposant d'affaiblissement de parcours est égal à $\beta = 3,7$. La durée d'un intervalle de temps est $T = 2.4$ ms.

Nous considérons qu'il existe quatre types de trafic : voix, *streaming* vidéo, transfert de fichiers FTP et web. Les paramètres de chaque type de trafic sont similaires à (Torabzadeh et Ajib, 2010). La durée de la simulation est fixée à 40 s. Finalement, le paramètre Δt de l'ordonnanceur PFS est égal à 500 intervalles de temps.

Nous traçons dans la figure 3.8 le délai moyen par paquet en fonction du nombre d'antennes M pour $K = 100$ usagers. Nous remarquons que les délais moyens obtenus en appliquant tous les algorithmes diminuent en ajoutant plus d'antennes au niveau de la station de base. Ce gain en délai est plus significatif pour l'algorithme qui maximise le débit somme. Cet algorithme permet à la station de base d'envoyer plus de paquets que les autres algorithmes. En effet, l'utilisation de la modulation adaptative permet à cet algorithme d'écouler plus de trafic puisqu'il utilise très souvent les modulations de grand ordre. Nous remarquons aussi

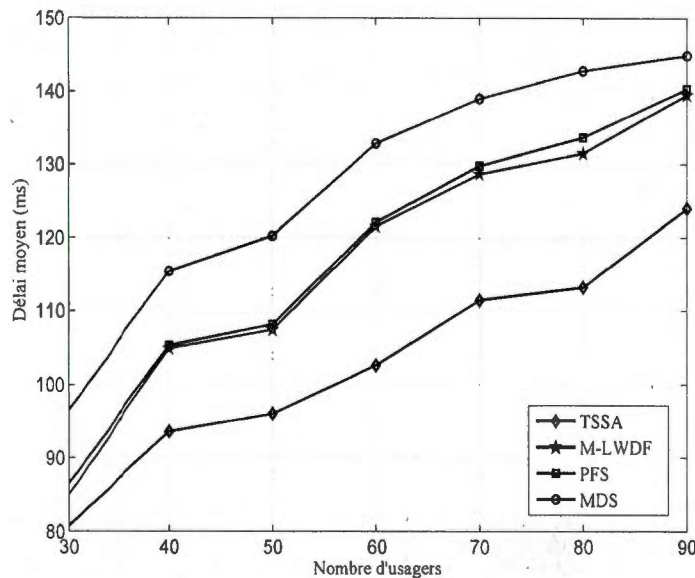


FIGURE 3.9: Délai moyen par paquet en fonction du nombre d'utilisateurs.

que le délai obtenu par le MLWDF est meilleur que celui du PFS. Ce dernier n'inclut pas l'information sur le délai lors de son choix comme le fait le premier. L'algorithme MDS passe beaucoup de temps dans l'envoi d'un seul paquet, vu qu'il utilise de mauvaises modulations, ce qui influence clairement ses performances. Les mêmes remarques peuvent aussi être tirées de la figure 3.9 qui montre le délai moyen par paquet des quatre algorithmes en fonction du nombre d'utilisateurs pour $M = 4$ antennes. Cette figure montre que le délai moyen par paquet augmente considérablement avec le nombre d'utilisateurs. Toutefois, ce délai change d'un algorithme à un autre avec un net avantage pour l'algorithme qui maximise le débit somme.

Finalement, Nous traçons dans la figure 3.10 le degré d'équité que permettent d'atteindre les algorithmes étudiés pour différentes valeurs de N . Nous utilisons la métrique d'équité proposée dans (Elliott, 2002). Parmi les algorithmes comparés, l'algorithme PFS réussit à atteindre le meilleur indice d'équité vu qu'il est conçu spécialement pour atteindre cet objectif. Le degré d'équité de l'algorithme MLWDF est très proche du PFS bien que l'objectif initial de cet algorithme n'est pas d'assurer l'équité. L'algorithme qui maximise le débit est pénalisé par sa stratégie de choix d'utilisateurs vu qu'il choisit toujours les utilisateurs avec les meilleures qualités de canal.

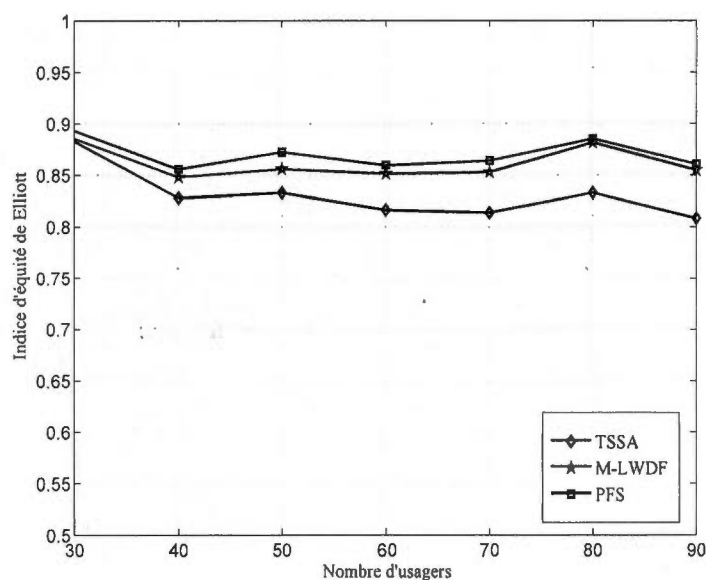


FIGURE 3.10: Indice d'équité d'Elliott en fonction du nombre d'utilisateurs.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouvel algorithme d'allocation des ressources pour les réseaux MIMO-CDMA. L'algorithme proposé intitulé TSSA repose sur une modélisation du problème en un problème de coloration dans les graphes pondérés. Il utilise la métaheuristique de recherche tabou afin d'approcher le débit maximal du système avec une complexité algorithmique assez réduite. D'après les résultats de plusieurs simulations réalisées en considérant des scénarios différents, nous avons montré la quasi-optimalité des résultats obtenus par l'algorithme proposé. De plus, nous avons étudié l'impact de deux imperfections sur la qualité de l'allocation des ressources. Enfin, nous avons décrit et évalué trois algorithmes qui permettent de satisfaire différents degrés de QoS et d'équité.

CHAPITRE IV

ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX À RADIOS COGNITIVES

La technologie radio-cognitive est considérée comme étant la solution miraculeuse au problème d'épuisement du spectre radio. Elle permet de repenser la gestion de la ressource fréquentielle en permettant la coexistence des réseaux secondaires (sans licence d'utilisation du spectre) avec les réseaux primaires (dotés d'une licence d'utilisation du spectre) dans la même portion du spectre. Toutefois, cette coexistence doit être gérée d'une manière efficace afin de maximiser les performances des usagers secondaires sans déranger les usagers primaires. Une telle gestion est le rôle joué par l'algorithme de partage du spectre qui alloue les différentes ressources fréquentielles, temporelles et de puissance aux différents éléments du réseau. Nous proposons ainsi dans ce chapitre deux algorithmes d'allocation des ressources dans les réseaux à radios cognitives qui effectuent le partage du spectre avec des temps d'exécution assez réduits.

Ce chapitre est organisé comme suit. La section 4.1 présente l'architecture du réseau à radios cognitives étudié. Dans la section 4.2, nous formulons le problème de partage du spectre en un problème d'optimisation très étudié dans la littérature, à savoir le problème du sac à dos. La section 4.3 décrit le premier algorithme proposé qui se base sur la théorie des graphes et les algorithmes gloutons. La section 4.4 présente le deuxième algorithme qui repose sur l'utilisation des algorithmes génétiques. Les performances des deux algorithmes en termes de complexité algorithmique et de débit total du système sont discutées dans la section 4.5.

4.1 Modèle du système

Le système étudié dans ce chapitre est un réseau à radios cognitives composé de N liens secondaires. Chaque lien est formé d'un seul émetteur qui transmet vers un seul récepteur. Tous les deux disposent d'une radio cognitive qui leur permet de s'adapter aux changements de l'environnement comme ils les perçoivent. Les liens secondaires coexistent avec M liens primaires dans la même zone géographique. Sans perte de généralité, nous supposons que

chaque lien primaire utilise une bande de fréquence différente. Ainsi, nous supposons qu'il existe exactement M bandes de fréquence. Afin de simplifier les notations, l'indice m sert à désigner à la fois un lien primaire et la bande qu'il utilise.

Nous considérons que les liens secondaires peuvent utiliser les bandes de fréquences à condition qu'ils ne dérangent pas les transmissions primaires. Par conséquent, le signal reçu par le récepteur du lien n en supposant qu'il utilise la bande m est donné par

$$y_n = \sqrt{P_n} h_{n,n} x_n + \sum_{n' \in S_m, n' \neq n} \sqrt{P_n} h_{n',n} x_{n'} + \sqrt{P_m} g_{m,n} x_m + z_n, \quad (4.1)$$

où x_n représente le signal transmis par l'émetteur du lien n , P_n représente la puissance de transmission de cet émetteur, z_n représente un échantillon de bruit modélisé par une variable i.i.d. selon une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance $\sigma_{z_n}^2$, $h_{n,n}$ représente le coefficient du canal entre l'émetteur et le récepteur du lien secondaire n , $h_{n',n}$ représente le coefficient du canal entre l'émetteur du lien secondaire n' et le récepteur du lien n , $g_{m,n}$ est le coefficient du canal entre l'émetteur du lien primaire m et le récepteur du lien secondaire n et P_m est la puissance de transmission de l'émetteur primaire sur le lien m . Finalement, S_m représente l'ensemble des liens secondaires qui utilisent la même bande de fréquence m . Nous remarquons que le deuxième terme dans l'équation (4.1) constitue l'interférence causée par les signaux provenant des émetteurs des liens secondaires qui utilisent la même bande de fréquence m . Aussi, le troisième terme dans cette équation constitue l'interférence causée par les signaux provenant des émetteurs primaires qui utilisent cette même bande de fréquence m .

Vu qu'on utilise le modèle *Underlay*, un lien primaire permet que des liens secondaires soient activés dans la même bande dont il a la licence. Toutefois, il définit une limite claire sur l'interférence qu'il peut tolérer. Ainsi, les liens secondaires qui utiliseront la bande de fréquence ne doivent pas dépasser cette limite. Nous définissons pour chacune des bandes de fréquence, un seuil d'interférence toléré par le récepteur primaire qui utilise cette bande. Ce seuil est noté Γ_m pour la bande de fréquence m . Une puissance d'interférence au-delà de Γ_m est considéré comme nuisible au récepteur du lien primaire m . Les contraintes sur les puissances d'interférence peuvent s'écrire comme suit

$$\sum_{n \in S_m} |f_{n,m}|^2 P_n \leq \Gamma_m, \quad \forall m \in \{1, \dots, M\} \quad (4.2)$$

où $f_{n,m}$ représente le coefficient du canal entre l'émetteur du lien secondaire n et le récepteur du lien primaire m .

Les coefficients de canal ($h_{n',n}, g_{m,n}$ et $f_{n,m} \forall n = 1, \dots, N; n' = 1, \dots, N; m = 1, \dots, M$) définis dans les équations précédentes sont modélisés comme suit

$$h_{n',n} = \sqrt{d_{n',n}^{-\beta}} e_{n',n}, \quad (4.3)$$

$$g_{m,n} = \sqrt{d'_{m,n}^{-\beta}} e'_{m,n}, \quad (4.4)$$

$$f_{n,m} = \sqrt{d''_{n,m}^{-\beta}} e''_{n,m}, \quad (4.5)$$

où $d_{n',n}$ est la distance entre l'émetteur et le récepteur des liens secondaires n' et n , respectivement ($d'_{m,n}$ et $d''_{n,m}$ sont des distances définies d'une manière similaire), $e_{n',n}$ est une variable aléatoire complexe i.i.d. selon une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance unitaire ($e'_{m,n}$ et $e''_{n,m}$ sont des variables définies d'une manière similaire) et β représente l'exposant d'affaiblissement de parcours.

Dans le système étudié, les récepteurs secondaires n'utilisent aucune technique d'annulation d'interférence. Nous considérons ainsi les puissances de tous les signaux d'interférences provenant des émetteurs secondaires et de l'émetteur primaire comme étant une puissance de bruit. Avec la présence des transmissions primaires, le débit maximal que peut atteindre un lien secondaire qui utilise la bande de fréquence m est donné par

$$R_n^{(m)} = \max_{P_n} \log_2 \left(1 + \frac{P_n |h_{n,n}|^2}{\sigma_{z_n}^2 + \sum_{\substack{n' \in S_m \\ n' \neq n}} P_{n'} |h_{n',n}|^2 + P_m |g_{m,n}|^2} \right). \quad (4.6)$$

La métrique de performance que le serveur spectral cherchera à maximiser est la somme des débits que tous les liens secondaires activés peuvent atteindre. Ce débit est donné par

l'équation suivante

$$R = \sum_{m=1}^M \sum_{i \in S_m} R_n^{(m)}. \quad (4.7)$$

Nous supposons que les gains de tous les canaux sont connus au niveau du serveur spectral. Ce dernier a la mission de coordonner les transmissions sur les liens secondaires en activant le bon lien sur la meilleure bande de fréquence. Il doit aussi contrôler les puissances des émetteurs sur les liens secondaires activés afin de respecter les contraintes d'interférences imposées par les liens primaires.

4.2 Formulation du problème

Nous supposons que la ressource temps est partagée en intervalles. Au début de chaque intervalle de temps, le serveur spectral prend une décision d'allocation de ressource qui constitue le partage du spectre. Les principales ressources à allouer sont les bandes de fréquences, auxquelles on peut ajouter la ressources de puissance dont dispose chaque émetteur secondaire.

Dans cette section, nous allons formuler le problème de partage de spectre entre les liens secondaires sous forme d'un problème d'optimisation. Il s'agit d'une formulation en un problème de programmation non linéaire mixte en nombres entiers (en anglais *Mixed integer non linear programming*, MINLP). Ce genre de problème manipule deux types de variables, à savoir, des variables entières dites aussi discrètes ainsi que des variables réelles dites aussi continues. De plus, le problème formulé est non linéaire, c.-à-d. au moins une des fonctions (fonction objectif ou fonction de contrainte) qui définissent le problème est non linéaire. Contrairement aux problèmes linéaires à variables réelles qui peuvent être résolus en temps polynomial, les problèmes MINLP sont souvent très difficiles à résoudre même pour des problèmes de petites tailles. Toutefois, il existe plusieurs algorithmes, malgré qu'ils soient coûteux en termes de temps d'exécution, qui donne des solutions quasi-optimales. Ce genre d'algorithmes permettra ainsi d'évaluer les performances des heuristiques qui seront proposées plus loin dans ce chapitre.

Soient les variables binaires

$$\begin{aligned} a_{n,m} &= 1 && \text{si la bande } m \text{ est affecté au lien } n \\ &= 0 && \text{sinon.} \end{aligned}$$

Par conséquent, le problème de partage de spectre peut être formulé sous la forme d'un problème MINLP comme suit

$$\text{Maximiser } \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \log \left(1 + \frac{a_{n,m} P_n |h_{n,n}|^2}{\sigma_{z_n}^2 + \sum_{n' \neq n}^N a_{n',m} P_{n'} |h_{n',n}|^2 + P_m |g_{m,n}|^2} \right), \quad (4.8)$$

Sous les contraintes,

$$\sum_{n=1}^N a_{n,m} |f_{n,m}|^2 P_n \leq \Gamma_m, \quad \forall m \quad (4.9)$$

$$\sum_{m=1}^M a_{n,m} \leq 1, \quad \forall n \quad (4.10)$$

$$a_{n,m} P_m \leq P_{\max}, \quad \forall n \quad (4.11)$$

$$a_{n,m} \in \{0, 1\}. \quad \forall n, m \quad (4.12)$$

Dans le problème formulé, la solution optimale est donnée par la meilleur combinaison des valeurs réelles de puissances (P_n et P_m) et les valeurs binaires des variables ($a_{n,m}$) qui maximisent la fonction objective. Cette dernière n'est autre que la somme des débits des liens secondaires donnée par (5.7). Plusieurs contraintes doivent toutefois être respectées : les contraintes (4.9) garantissent que les seuils d'interférence soient respectés pour tous les récepteurs primaires, les contraintes (4.10) garantissent que chaque lien secondaire utilise au plus une bande de fréquence et les contraintes (4.11) limitent les puissances des émetteurs des liens secondaires activés à une valeur maximale P_{\max} .

Le problème MINLP formulé ressemble aux problèmes de sac à dos. Plus précisément,

notre problème est connu dans la littérature de la recherche opérationnelle sous le nom du problème du sac à dos multidimensionnel, non linéaire et non séparable (Bretthauer et Shetty, 2002). En effet, le caractère multidimensionnel du problème vient du fait que l'optimisation est réalisée au niveau de plusieurs bandes de fréquence (par analogie à plusieurs sacs à dos). De plus, la fonction objective à maximiser est à la fois non linéaire et non séparable. En général, les problèmes de sac à dos appartiennent à la classe des problèmes \mathcal{NP} -difficiles (Bretthauer et Shetty, 2002; Kellerer *et al.*, 2004) ce qui indique qu'il n'existe aucun algorithme qui peut trouver une solution optimale à ces problèmes en temps polynomial sauf si $\mathcal{P} = \mathcal{NP}$. Une réduction à partir du problème de sac à dos multidimensionnel peut démontrer que le problème formulé appartient aussi à cette classe (Bretthauer et Shetty, 2002). D'autre part, une décision de partage du spectre est une décision qui doit se faire d'une manière rapide afin de maximiser le temps réservé pour les transmissions. Le temps d'exécution est un critère important lors de la conception de l'algorithme qui s'occupe de prendre cette décision. Par conséquent, nous proposons dans les sections suivantes deux algorithmes heuristiques ayant tous les deux des complexités algorithmiques très réduites. Le premier est basé sur la théorie des graphes, tandis que le deuxième s'appuie sur les algorithmes génétiques.

4.3 Algorithme glouton du partage de spectre GreSS

Nous faisons appel encore une fois à la théorie des graphes afin de modéliser le problème d'allocation des ressources en un problème de coloration de graphe. En se basant sur cette théorie nous concevons un algorithme ayant une complexité très réduite avec l'objectif d'approcher les performances optimales en termes de débit maximal du système. L'algorithme proposé résout le problème d'allocation des ressources sur deux phases. Dans sa première phase, l'algorithme choisit les liens secondaires qui vont être activés durant l'intervalle de temps courant en leur assignant les bandes de fréquence qu'ils vont utiliser. Dans sa deuxième phase, l'algorithme effectue une allocation de puissance en respectant les contraintes du système.

4.3.1 Représentation en théorie des graphe

Le réseau secondaire (à radios cognitives) est formulé sous forme d'un graphe pondéré $G = (V, E, \mathbf{W})$ où :

- V représente l'ensemble des sommets. Chaque lien secondaire n est modélisé par un sommet v_n . De plus, chaque sommet de V se voit assigné une liste ordonné de M poids positifs ou nuls. La matrice \mathbf{W} de taille $N \times M$ contient les poids de tous les sommet de V .
- E représente l'ensemble des arêtes.

4.3.1.1 Constructions des arêtes

Soit α_{ij} le degré d'interférence mutuelle entre les deux liens secondaires i et j . Nous définissons cette mesure comme suit

$$\alpha_{ij} = |h_{i,j}|^2 |h_{j,i}|^2. \quad (4.13)$$

Il existe une arête (v_i, v_j) entre les deux sommets v_i et v_j si et seulement si

$$\alpha_{ij} > \varepsilon, \quad (4.14)$$

où ε représente le seuil maximal d'interférence tolérée pour que deux liens secondaires soient activés simultanément dans la même bande de fréquence.

4.3.1.2 Calcul des poids

Lors de la construction du graphe, un calcul initial des listes des poids de chaque sommet est effectué. Ces poids se verront mis à jour au fil des itérations. La mise à jour sera discutée plus loin dans cette section lorsque l'algorithme sera présenté.

Les poids initiaux du sommet v_n sont donnés comme suit

$$w_{n,m} = \log_2 \left(1 + \frac{P_n |h_{n,n}|^2}{\sigma_{z_n}^2 + P_m |g_{m,n}|^2} \right), \quad m = 1, \dots, M. \quad (4.15)$$

Il faut remarquer que le poids $w_{n,m}$ correspond au débit que peut atteindre le lien secondaire n s'il est activé tout seul dans la bande de fréquence m . Bien que cette formule nous renseigne sur la qualité du lien n en présence de l'interférence provoquée par l'émetteur primaire, elle reste incomplète vue qu'elle ne contient aucune information sur les interférences provoquées par les transmissions secondaires. Toutefois, nous allons remédier à ce problème au moment de mettre à jour les poids.

4.3.2 Formulation du problème de coloration

Soit $G = (V, E, \mathbf{W})$ un graphe semblable à celui formulé dans la section précédente. Nous définissons le problème du sous-graphe M -colorable à poids maximal sensible aux couleurs (en anglais, color sensitive maximum weight M -colorable subgraph problem CSMWS) comme suit : trouver un sous graphe $G' = (V', E')$ induit¹ de G tel qu'il existe une coloration $C_{V'}$ de G' avec au plus N couleurs qui maximise la somme des poids des sommets colorés, c.-à-d. qui maximise $\sum_{v_i \in V'} w_l^{(i)}$ où l est la couleur utilisée pour colorer v_i . Le problème peut être formulé comme suit

Trouver $C_{V'}$,

t. q. $C_{V'}$ utilise au plus L couleurs est maximise $\sum_{i \in V'} w_l^{(i)}$.

Comme la plupart des problèmes de coloration, Le problème formulé dans cette section est aussi NP-difficile. En effet, si on prend $M = 1$, le problème formulé devient équivalent au problème de l'ensemble indépendant de poids maximal (en anglais, maximum weight independent set problem MWIS) (Sakai *et al.*, 2003). Par conséquent, le fait de trouver un algorithme de complexité polynomiale qui résout le problème de coloration formulé permettra de résoudre le problème MWIS en temps polynomial (c.-à-d le problème MWIS est réductible

1. Un sous graphe G' induit de G est un graphe défini par V' , un sous ensemble de V et E' un sous ensemble de E , tel que pour tout deux sommets x et y dans V' , si $(x, y) \in E$ alors $(x, y) \in E'$

en temps polynomial au problème formulé). De plus, le problème MWIS a été prouvé appartenir à la classe des problèmes NP-complet (Sakai *et al.*, 2003). Par conséquent, le problème du sous-graphe M -colorable à poids maximal sensible aux couleurs est un problème NP-difficile.

Le problème d'allocation des ressources est semblable au problème de coloration formulé plus haut. En effet, Il suffit de remarquer que :

- ◊ les N sommets du graphe représentent les N liens secondaires ;
- ◊ l'ensemble des couleurs correspond à celui des bandes de fréquence ;
- ◊ l'ensemble des poids dont dispose chaque sommet correspond à celui des débits que peut atteindre un lien dans chacune des bandes de fréquence ; et finalement
- ◊ la maximisation de la somme des poids des sommets colorés correspond à la maximisation (ou plutôt d'approcher le maximum) du débit totale des liens activés.

Nous allons présenter dans la section suivante un algorithme heuristique qui permet de trouver une bonne solution au problème de coloration et par conséquent à celui du partage du spectre.

4.3.3 Les deux phases de l'algorithme GreSS

4.3.3.1 Phase 1 : Sélection des liens secondaires

La première phase de l'algorithme commence par une étape d'initialisation dans laquelle on construit le graphe modélisant le réseau secondaire. Cette étape prend comme entrées les informations suivantes :

- ◊ tous les coefficients des canaux entre émetteurs et récepteurs,
- ◊ le seuil d'interférence ε ,
- ◊ le nombre des bandes de fréquence M , et
- ◊ l'allocation initiale des puissances des émetteurs secondaires.

La puissance initiale de l'émetteur du lien n sur la bande de fréquence m doit respecter le seuil d'interférence fixé par l'émetteur primaire utilisant cette bande. Elle doit aussi respecter

la puissance maximale P_{max} dont dispose cet émetteur. Les puissances de l'émetteur du lien n sur les différentes bandes de fréquence sont données comme suit

$$P_n^{(m)} = \min \left(P_{max}, \frac{\Gamma_m}{|f_{n,m}|^2} \right). \quad (4.16)$$

Une fois la construction du graphe terminée, l'algorithme commence la coloration des sommets selon une approche gloutonne. À chaque nouvelle itération, l'algorithme décide du sommet à colorer. Cette décision étant définitive, l'algorithme ne peut ni décolorer ni remplacer la couleur d'un sommet déjà coloré dans les prochaines itérations. Bien qu'une telle approche minimise clairement le nombre d'itérations nécessaire pour la coloration du sous-graphe, elle ne trouve qu'une solution localement optimale, ce qui influencera les performances de l'algorithme. Dans sa première itération, l'algorithme choisit le sommet v_n ayant le plus grand poids et lui donne la couleur m qui correspond à ce poids (vue que le problème est sensible aux couleurs). Par la suite, l'algorithme remplace tous les éléments du vecteur poids de v_n par des zéros afin d'empêcher la recoloration de v_n dans les prochaines itérations.

Empêcher la recoloration peut aussi être garanti en considérant dans les prochaines itérations les sommets non colorés seulement. De plus, les éléments qui correspondent à la couleur m récemment utilisée dans les vecteurs poids des sommets adjacents à v_n sont aussi remplacés par des zéros. Pour les sommets non adjacents à v_n , les poids qui correspondent à la couleur m sont aussi mis à jour afin d'inclure l'information sur l'interférence provoquée par le lien modélisé par v_n sur leurs récepteurs respectifs. Le processus de mise à jour peut être résumé comme suit

$$w_{n',m'} = \begin{cases} 0, & \text{si } n' = n, \\ 0, & \text{si } (v_{n'}, v_n) \in E \text{ et } m' = m, \\ \log_2 \left(1 + \frac{\tilde{P}_{n'}^{(m)} |h_{n',n'}|^2}{\sigma_{z_n}^2 + I_m + P_m |g_{m,n}|^2} \right), & \text{si } (v_{n'}, v_n) \notin E \text{ et } m' = m, \end{cases} \quad (4.17)$$

où $\tilde{P}_{n'}^{(m)}$ est la nouvelle puissance de transmission de l'émetteur du lien n' en prenant en compte les sommets colorés et I_m représente la puissance d'interférence provoquée par les

liens dont les sommets sont déjà colorés par m .

À la fin de la première itération, l'algorithme vérifie s'il peut encore colorer d'autres sommets en s'assurant qu'il reste des éléments non nuls dans la matrice des poids. Si tel est le cas, l'algorithme répète les mêmes opérations effectuées lors de la première itération, à savoir, le choix d'un nouveau sommet, l'attribution de la meilleure couleur puis la mise à jour des poids en utilisant l'équation (4.17). La première phase de l'algorithme prend fin lorsque tous les sommets sont colorés ou lorsque la matrice des poids \mathbf{W} devient une matrice nulle (c.-à-d. plus aucun sommet ne peut être coloré). L'algorithme passe par la suite à la deuxième phase.

4.3.3.2 Phase 2 : Allocation des puissances

La coloration effectuée lors de la première phase forme plusieurs paires (n, m) où n est un lien secondaire choisi pour être activé dans la bande de fréquence m . Dans sa deuxième phase, l'algorithme va décider des puissances de transmission finales que les émetteurs des liens activés vont utiliser. Cette allocation des puissances doit respecter les contraintes d'interférences. De plus, chaque puissance ne doit pas dépasser la puissance maximale disponible au niveau de chaque émetteur. L'allocation optimale des puissances n'est pas facile à déterminer et constitue une question de recherche encore sans réponse. Par conséquent, vu que l'objectif est de trouver un bon compromis entre la complexité et les performances, nous allons utiliser des techniques heuristiques simples d'allocation de puissances qui privilégie la réduction de la complexité algorithmique. Deux techniques sont proposées : l'allocation uniforme des puissances (AUP) et l'allocation égale des puissances (AEP). En utilisant la première technique, la puissance de transmission P_n du lien n utilisant la bande de fréquence m est donné par

$$P_n = \min \left(P_{max}, \frac{\Gamma_m}{Card(S_m) |f_{n,m}|^2} \right). \quad (4.18)$$

Si la deuxième technique (AEP) est utilisée pour effectuer l'allocation des puissance, alors la puissance de transmission P_n est donnée par

$$P_n = \min \left(P_{max}, \frac{\Gamma_m}{\sum_{n' \in S_m} |f_{n',m}|^2} \right), \quad (4.19)$$

Lorsque l'algorithme termine la deuxième phase, il donne à ε une nouvelle valeur, construit un nouveau graphe puis réexécute ses deux phases. L'algorithme prend fin lorsqu'il épuise toutes les valeurs de ε . Il choisit ensuite les paires (n, m) qui donne le plus grand débit comme étant le partage de spectre pour l'intervalle de temps courant. Les différentes étapes de l'algorithme GreSS sont données par l'organigramme de la figure 4.1.

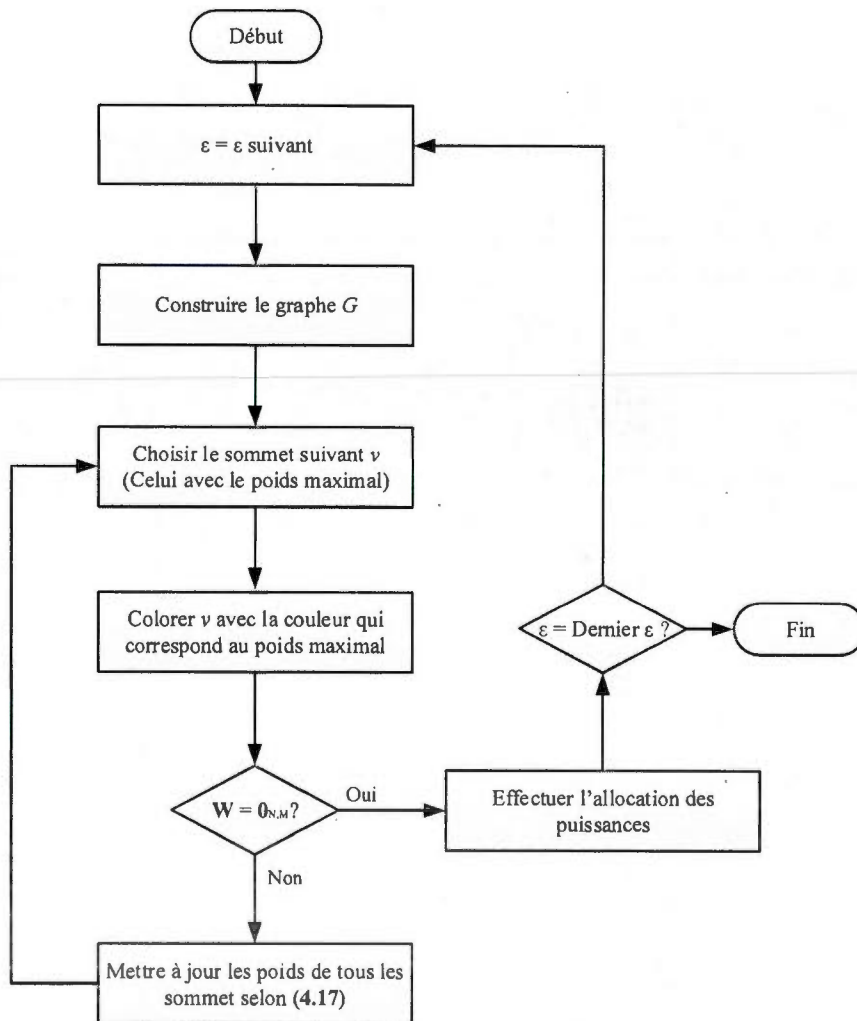


FIGURE 4.1: Un organigramme représentant l'algorithme GreSS

4.4 Algorithme génétique du partage de spectre GeneSS

Il est clair que la complexité algorithmique de l'algorithme GreSS est très réduite en comparaison avec celle de l'algorithme optimale. Toutefois, comme nous allons le présenter dans la section 4.5.2, l'écart de performance entre les deux algorithmes devient plus important lorsque le nombre de liens secondaires augmente. Par conséquent, nous concevons dans cette section un deuxième algorithme heuristique qui vise à réduire cet écart de performance tout en gardant le temps d'exécution à un bas niveau. Ce deuxième algorithme, que nous appellerons GeneSS, se basera sur la métaheuristique génétique afin de trouver un meilleur compromis complexité/performance que celui de l'algorithme GreSS.

Les algorithmes génétiques sont très utilisés pour la résolution des problèmes d'optimisation qui n'admettent pas de solution optimale en temps polynomial. Ce type d'algorithmes utilise et imite les principes de l'évolution et de la sélection naturelles empruntés à la biologie. Ils s'inscrivent dans la lignée des algorithmes évolutionnistes et ont été proposé par John Holland dans (Holland, 1975). Un algorithme génétique est une métaheuristique qui explore l'univers des solutions en utilisant des opérateurs génétiques, à savoir la sélection, le croisement (en anglais *crossover*) et la mutation. Ces opérateurs changent d'un problème d'optimisation à un autre et doivent ainsi être clairement définis afin d'optimiser les performances de l'algorithme conçu.

4.4.1 Codage

À chaque nouvelle itération de l'algorithme génétique, une nouvelle population de chromosomes (appelés aussi individus) doit être générée. Chaque chromosome représente une solution (qu'elle soit réalisable ou non) dans l'univers des solutions. Le concepteur d'un algorithme génétique doit tout d'abord décider du codage des chromosomes vu qu'il a un effet important sur le comportement de l'algorithme. La manière la plus utilisée pour coder les chromosomes est d'utiliser des chaînes binaires. Chaque variable du chromosome, appelé aussi gène, est codée d'une façon binaire. Malgré que ce codage est très utilisé et très efficace dans les problèmes de programmation binaire (dans lesquels les variables prennent des valeurs 0

ou 1), il a été montré qu'il ne l'est plus lorsqu'on traite des problèmes qui manipulent des variables à valeurs réelles. Par conséquent, un codage réel des chromosomes a été proposé et étudié dans la littérature et a démontré qu'il peut converger plus rapidement à une solution que le codage binaire (Wright, 1991).

Dans l'algorithme GeneSS, nous utilisons un autre type de codage appelé codage binaire mixte (Yuan *et al.*, 2009). Nous codons ainsi chaque chromosome par une combinaison de gènes binaires et de gènes réels. La partie binaire du chromosome modélise les variables binaires $a_{n,m}$ qui représentent les affectations des bandes de fréquences aux différents liens secondaires activés. Tandis que la partie réelle de chaque chromosome modélise les portions des puissances allouées à chaque lien. Par conséquent, un chromosome χ_i s'écrit comme suit

$$\chi_i = (a_{11}^i, \dots, a_{NM}^i, P_1^i, \dots, P_N^i). \quad (4.20)$$

Une population \mathcal{P} est un ensemble de chromosomes $\{\chi_1, \dots, \chi_L\}$ où L est la taille de la population. À chaque nouvelle itération (appelée aussi *génération*), nous calculons pour chaque chromosome dans \mathcal{P} un score qui renseigne sur son aptitude à faire partie des prochaines générations. Nous définissons la fonction d'aptitude qui calcule ce score comme étant la fonction objective du problème de partage du spectre, c.-à-d. le débit total du système.

4.4.2 Initialisation

La première étape de l'algorithme GeneSS consiste à générer une population initiale de L chromosomes. La population initiale peut être formée soit par des chromosomes générés aléatoirement ou des chromosomes trouvés par des heuristiques. La génération d'une population de chromosomes aléatoires a l'avantage d'être peu coûteuse en termes de complexité algorithmique. Toutefois, nous n'avons aucune garantie quant à sa qualité en termes des aptitudes de ses chromosomes. Par conséquent, l'algorithme GeneSS fera appel à l'algorithme GreSS pour générer un chromosome qui aura une aptitude assez élevée afin de l'insérer dans une population initiale de $L - 1$ chromosomes aléatoires.

4.4.3 Opérateurs génétiques

Lorsque l'algorithme dispose de sa population initiale, il effectue un nombre donné d'itérations qui correspondent à plusieurs générations de populations. À chaque nouvelle itération, l'algorithme construit une nouvelle population à partir de la population de la génération précédente en appliquant les opérateurs génétiques suivants.

4.4.3.1 Sélection

L'opérateur de sélection sert à décider des chromosomes qui prendront part à la génération de la population suivante. Lors de la sélection, les chromosomes ayant le plus grand score d'aptitude seront choisis pour passer les autres opérations génétiques. Plusieurs opérateurs de sélection ont été proposés depuis la publication des travaux de Holland. Dans l'algorithme GeneSS, nous calculons les débits de tous les chromosomes avant d'appliquer l'opérateur de sélection par tournoi. Selon (Goldberg et Deb, 1991) qui présente un descriptif et comparatif des opérateurs de sélection, cet opérateur représente le meilleur choix de sélection tant au niveau de la convergence rapide de la solution qu'au niveau du temps d'exécution réduit. L'algorithme choisit un nombre de chromosomes donné pour participer à un tournoi dans lequel les chromosomes avec le plus grand score ont plus de chance à remporter le tournoi. Après plusieurs tournois, les vainqueurs sont choisis pour participer aux opérations génétiques qui suivent en prenant le rôle de parents. Ces derniers donneront naissance à la nouvelle progéniture (en anglais *offsprings*) que nous appellerons les chromosomes fils.

L'algorithme GeneSS utilise aussi le principe d'élitisme. Si le chromosome ayant le plus haut score n'a pas été sélectionné comme parent à la fin de l'opération de sélection, il prend la place d'un autre parent choisi d'une façon aléatoire. De cette manière, l'algorithme ne perd pas les meilleurs chromosomes qui constituent souvent des candidats intéressants pour l'exploration de l'univers des solutions.

4.4.3.2 Croisement et mutation

La génération des chromosomes fils à partir des parents s'effectue en utilisant les opérateurs de croisement et de mutation. Le croisement sert à échanger l'information entre les parents. Deux parents issus de l'opération de sélection échangent des parties de leurs gènes afin de former les fils. La mutation quant à elle agit sur un seul chromosome en changeant la valeur d'un seul de ses gènes. La position du gène modifié est choisie d'une manière aléatoire et l'opération de mutation s'effectue très rarement.

Plusieurs opérateurs ont été proposés dans la littérature. La plupart étaient conçus pour des populations à chromosomes binaires et sont ainsi inadéquats pour notre problème. Par conséquent, l'algorithme GeneSS utilise des opérateurs de croisement et de mutation de chromosomes réels. Toutefois, ce choix peut introduire quelques problèmes de types de gènes vu qu'on manipule des chromosomes mixte (binaire/réel). La solution à ces problèmes sera discutée dans la section suivante. L'algorithme GeneSS utilise l'opérateur de croisement de Laplace proposé dans (Deep et Thakur, 2007a) et l'opérateur de mutation de puissance (en anglais *power mutation*) proposé dans (Deep et Thakur, 2007b). Le croisement et la mutation se font avec des probabilités fixes de $p_c = 0,8$ et $p_m = 1/(NM + N)$, respectivement (N désigne le nombre de liens secondaires et M désigne le nombre de bandes de fréquence). Les autres paramètres sont choisis similaires à ceux utilisés dans (Deep et Thakur, 2007a).

4.4.3.3 Satisfaction des contraintes

À la suite d'un croisement ou d'une mutation, un chromosome fils peut contenir des valeurs réelles dans sa partie binaire ou ne pas respecter les contraintes (la contrainte d'interférence par exemple). Dans le premier cas, si un gène $a_{n,m}$ contient un 0 ou un 1 alors on le laisse sans modification, sinon son contenu est substitué par un 0 ou un 1, avec une probabilité de 0,5 pour chacun des deux choix. Dans le deuxième cas, un chromosome qui viole les contraintes représente une solution non réalisable. Un tel chromosome n'est pas écarté automatiquement car il peut constituer un candidat intéressant dans la quête d'exploration de l'univers des solutions. Par conséquent, un chromosome non réalisable peut être choisi s'il est comparé à des chromosomes non réalisables. Ainsi, lorsque deux chromosomes non

réalisables sont comparés dans l'étape de sélection par tournoi, le vainqueur sera celui qui viole le moins les contraintes.

4.4.4 Critères de terminaison

Les itérations de l'algorithme prennent fin lorsque :

- ◊ le nombre maximal d'itérations (générations) I_{max} est atteint ; ou
- ◊ le pourcentage d'amélioration de la meilleure solution durant un nombre défini d'itération est inférieur à un seuil donné.

Les deux critères qui mettent fin à l'algorithme sont d'une grande importance vis à vis de la qualité de la solution et de la complexité de l'algorithme GeneSS. Nous discuterons dans la section suivante de l'effet de I_{max} sur l'algorithme. L'algorithme GeneSS est présenté dans l'organigramme de la figure 4.2.

4.5 Études des performances

4.5.1 Étude de la complexité algorithmique

Nous évaluons dans cette section la complexité algorithmique des algorithmes proposés. Les complexités sont fournies en notations asymptotiques en fonction de la taille du problème ainsi que des paramètres propres à chaque algorithme. La taille du problème de partage de spectre est exprimée en fonction de N , le nombre de liens secondaires et de M le nombre de bandes de fréquences.

La complexité de l'algorithme GreSS inclut dans un premier lieu la complexité de construire le graphe du réseau secondaire. Cette dernière est la somme des complexités des opérations suivantes :

- ◊ la construction des arêtes avec une complexité de $C_{gr}^{(e)} = O(N(N+1)/2)$, et
- ◊ le calcul initial des poids qui s'opère avec une complexité de $C_{gr}^{(w)} = O(MN)$.

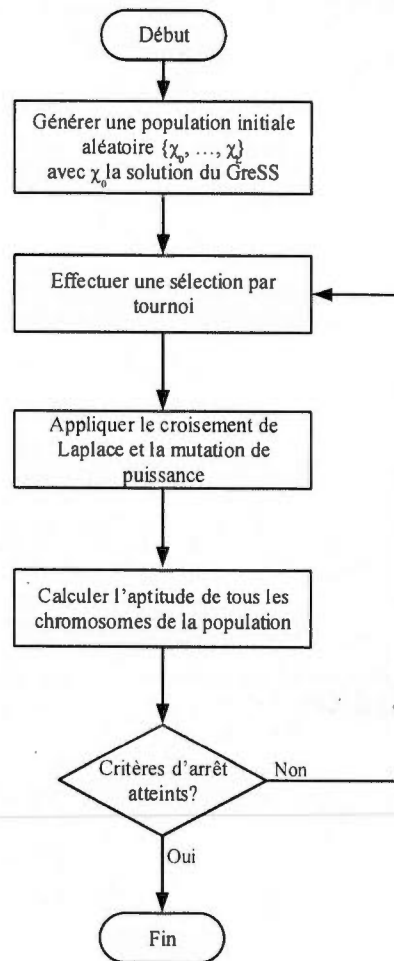


FIGURE 4.2: Un organigramme représentant l'algorithme GeneSS

À chaque nouvelle itération, l'algorithme GreSS doit trouver le sommet ayant le poids maximal. Au pire cas, cette opération s'effectue avec une complexité de $\mathcal{C}_{gr}^{(1)} = O(MN)$. La mise à jour des poids a une complexité de $\mathcal{C}_{gr}^{(u)} = O(N)$. Finalement, au pire cas, l'algorithme doit effectuer N itérations afin d'obtenir une coloration (si tous les sommets sont colorés), et ce pour chaque valeur de ε .

Par conséquent, la complexité algorithmique de l'algorithme GreSS peut s'écrire comme suit

$$\begin{aligned}
C_{gr} &= N_\varepsilon [C_{gr}^{(e)} + C_{gr}^{(w)} + N(C_{gr}^{(1)} + C_{gr}^{(u)})] \\
&= O(N_\varepsilon MN^2),
\end{aligned} \tag{4.21}$$

où N_ε représente le nombre des valeurs que ε doit prendre.

L'algorithme GeneSS procède à une étape d'initialisation avant de commencer les itérations génétiques. La complexité de cette première étape est dominée par la génération du chromosome heuristique qui se fait par le biais de l'algorithme GreSS. Ainsi, la complexité d'initialisation est donnée par C_{gr} . L'algorithme effectue par la suite au plus I_{max} itérations. À chaque nouvelle itération, l'algorithme effectue en série les trois opérations génétiques décrites dans la section précédente. La complexité de chaque itération se situe principalement dans l'évaluation de la fonction d'aptitude. Cette évaluation doit être effectuée pour chaque chromosome de la population. Une seule évaluation se fait avec une complexité de $O(MN^2)$. La complexité de chaque itération est ainsi égale à $O(LMN^2)$ et la complexité de toutes les itérations est égale à $O(I_{max}LMN^2)$.

Par conséquent, la complexité algorithmique de l'algorithme GeneSS s'écrit comme suit

$$C_{ge} = O(C_{gr} + I_{max}LMN^2) = O(MN^2(N_\varepsilon + I_{max}L)). \tag{4.22}$$

4.5.2 Résultats des simulations

Nous évaluons dans cette section les performances des deux algorithmes proposés en termes du débit total du réseau secondaire en effectuant une série de simulations. Les différents liens secondaires et primaires sont disposés d'une manière aléatoire selon une distribution uniforme dans une cellule circulaire de rayon 1000m. L'émetteur de chaque lien se trouve à une distance de 150m de son récepteur. L'exposant d'affaiblissement de parcours est fixé à $\alpha = 4$. La variance du bruit de toutes les transmissions est égale à un. Sauf indication contraire, les autres paramètres du système sont fixés comme suit $M = 3$, $P_{max} = 10$ dB and $\Gamma = 5N_0$.

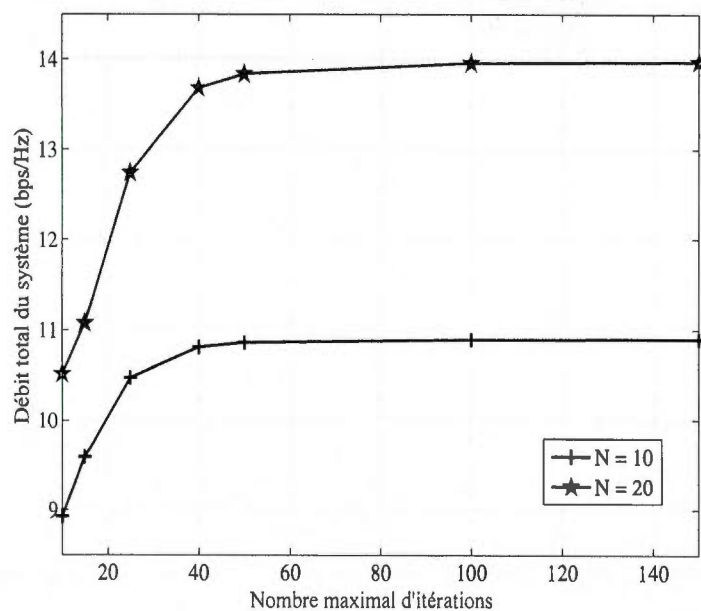


FIGURE 4.3: Débit total de l'algorithme GeneSS en fonction du nombre max d'itérations.

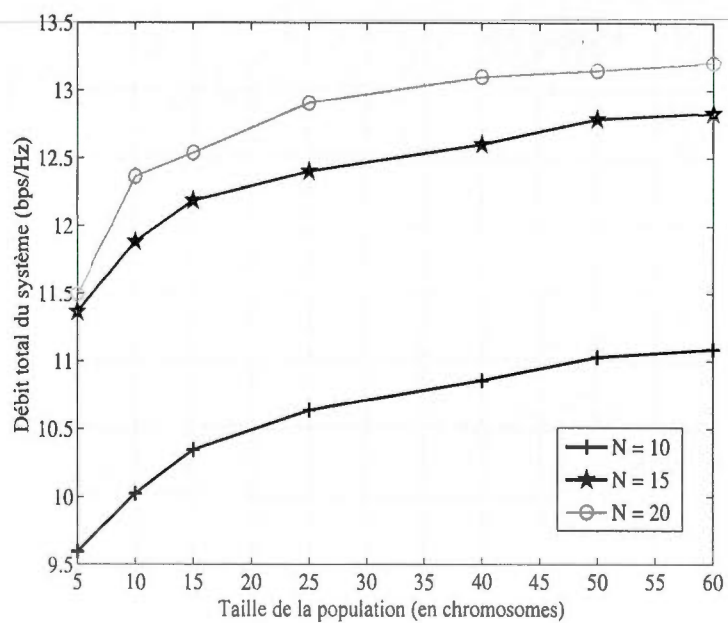


FIGURE 4.4: Débit total de l'algorithme GeneSS en fonction de la taille de la population

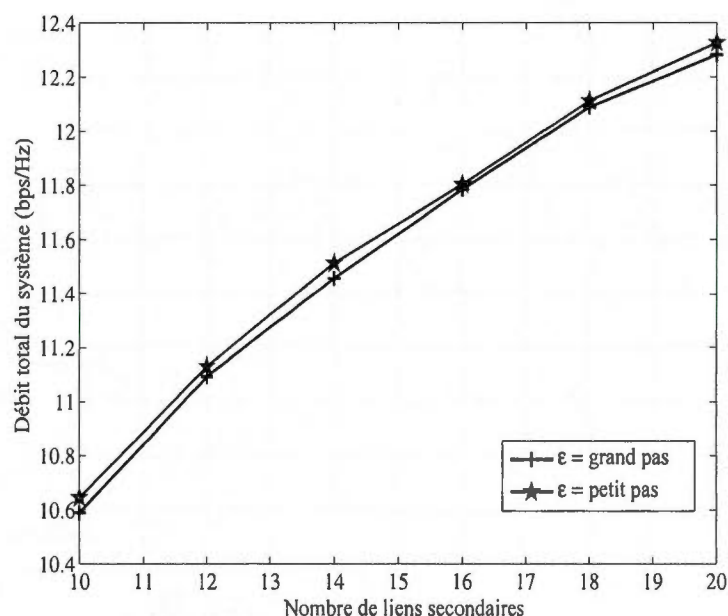


FIGURE 4.5: Débit total de l'algorithme GreSS en fonction du nombre de lien secondaires pour deux ensembles différents de ϵ .

Comme indiqué dans les sections précédentes, les performances de l'algorithme GeneSS dépendent du choix de plusieurs paramètres. Nous discuterons ici le choix de deux paramètres, à savoir le nombre maximal d'itérations I_{max} et la taille de la population L . Nous traçons dans la figure 4.3 le débit total obtenu par l'algorithme GeneSS en fonction du nombre maximal d'itérations permises pour différentes valeurs de N . Nous remarquons que les performances de l'algorithme GeneSS augmentent lorsqu'on lui permet d'effectuer plus d'itérations. Toutefois, cette amélioration de performances devient négligeable lorsqu'on augmente I_{max} au-delà de 50 itérations. En effet, l'augmentation de I_{max} de 50 à 150 ne donne qu'une amélioration de moins de 0,3%. Par conséquent, pour les prochaines simulations la valeur de I_{max} est fixée à 50 (si N dépasse 20 liens, alors la valeur de I_{max} doit aussi augmenter). La figure 4.4 montre l'évolution du débit total en fonction de la taille de la population pour différentes valeurs de N . Nous remarquons encore que ce nouveau paramètre a un effet sur les performances de l'algorithme GeneSS. Toutefois, l'amélioration de performance devient non significative pour des grandes valeurs de L . En effet, une amélioration de moins de 0,45% est obtenue lorsque la taille de la population passe de 50 à 60 chromosomes. Pour les prochaines simulations la valeur de L est fixée à 50 chromosomes. Finalement, il faut remar-

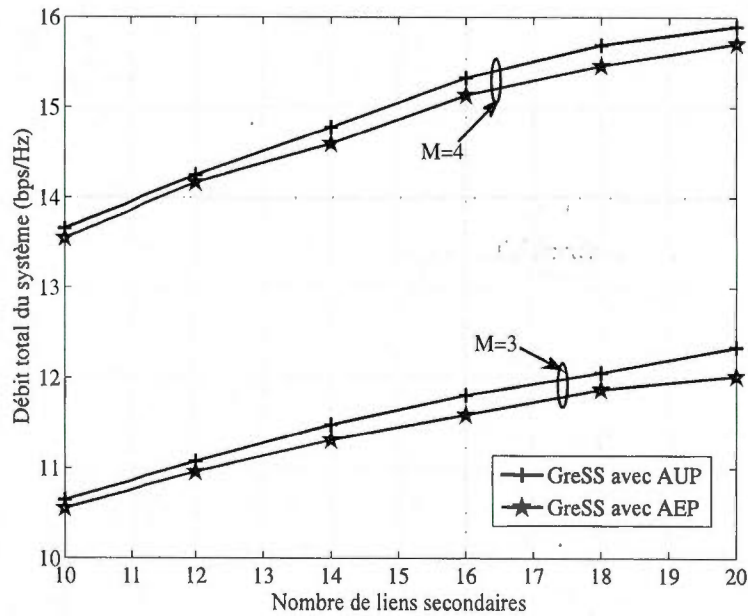


FIGURE 4.6: Débit total de l'algorithme GreSS en fonction du nombre des liens secondaires pour les deux techniques d'allocation de puissance.

quer que ces deux paramètres sont réglables et peuvent ainsi être **changé** selon le **compromis** complexité/performances que l'algorithme est censé obtenir.

Les performances de l'algorithme GreSS quant à elles dépendent des valeurs de ϵ ainsi que de la technique d'allocation des puissances. Vu que l'algorithme exécute ses deux phases pour plusieurs valeurs de ϵ , le choix du pas entre deux valeurs successives devient important. Par conséquent, nous traçons dans la figure 4.5, le débit total obtenu par l'algorithme GreSS pour des pas de ϵ différents en fonction de N . Nous remarquons que le fait d'augmenter le nombre des valeurs de ϵ utilisées (en réduisant le pas entre deux valeurs successives) a un effet négligeable sur les performances de l'algorithme. Cet effet ne dépasse pas 0.3% au pire cas. Dans la Fig. 4.6, nous comparons les performances des deux techniques d'allocation de puissances, à savoir AUP et AEP. Nous concluons que la technique AUP permet d'obtenir des performances meilleures que la technique AEP pour toutes les valeurs de M et N utilisées dans les simulations. Par conséquent, nous optons pour la technique AUP pour les prochaines simulations afin d'assurer des bonnes performances de l'algorithme GreSS.

Dans les simulations qui suivent nous comparons les performances des deux algorithmes

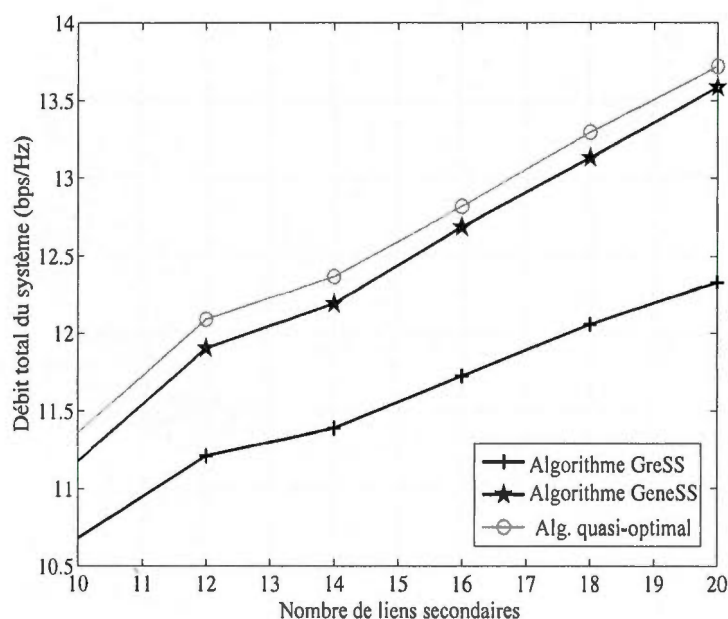


FIGURE 4.7: Débit total des trois algorithmes en fonction du nombre des liens secondaires.

proposées à celles d'un algorithme qui résout le problème MINLP d'une manière directe. Il s'agit de l'algorithme DIRECT proposé dans (Jones, 2009) et qui utilise le "*global mixed-integer nonlinear programming*". Nous avons utilisé plus précisément une implémentation de l'algorithme DIRECT dans l'outil d'optimisation TOMLAB (Bjorkman et Holmstrom, 1999). Bien que cet algorithme arrive à approcher la solution optimale, son temps d'exécution est extrêmement élevé et il ne peut être considéré ainsi pour des implémentations pratiques. Dans la figure 4.7, nous comparons les débits obtenus par les trois algorithmes en faisant varier le nombre de liens secondaires. À cause de la complexité de l'algorithme DIRECT, nous n'avons pas pu effectuer de simulations pour de valeurs de N au-delà de 20 liens. Nous remarquons dans un premier temps que les performances de l'algorithme GeneSS sont très proches des performances quasi-optimales de l'algorithme DIRECT. L'écart de performance dépasse à peine les 2% au pire des cas. L'algorithme GeneSS dépasse clairement l'algorithme GreSS pour lequel l'écart de performance avec l'algorithme DIRECT se situe entre 6% et 10%. Cette remarque semble évidente vu que l'algorithme GeneSS utilise l'algorithme glouton comme solution initiale. La remarque la plus importante est qu'il réussit toujours à améliorer la solution de l'algorithme GreSS. Lorsque le nombre des liens secondaires devient de plus

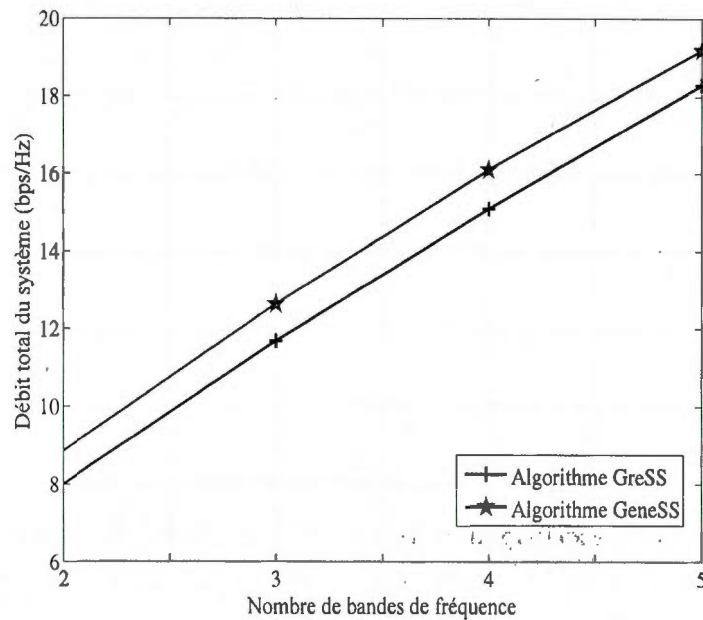


FIGURE 4.8: Débit total des deux algorithmes proposés en fonction du nombre des bandes de fréquence.

en plus important, l'écart de performance de l'algorithme GreSS augmente considérablement tandis que l'algorithme GeneSS garde le même écart pour toutes les valeurs de N . Il ne faut pas oublier que l'algorithme GreSS constitue un bon compromis complexité/performance grâce à sa complexité très réduite.

Nous comparons dans la figure 4.8 les performances des deux algorithmes proposés en variant le nombre de bandes de fréquence. Nous considérons qu'il existe quinze liens secondaires dans le réseau. Nous remarquons que l'écart entre les performances des deux algorithmes reste quasiment le même pour différentes valeurs de M . Une fois de plus, l'algorithme GeneSS réussit à améliorer les performances de sa solution initiale obtenue par l'algorithme GreSS, et ce pour différentes valeurs de M . La figure montre aussi que les deux algorithmes améliorent leurs débits à chaque fois qu'ils disposent d'une nouvelle bande de fréquence prête à être allouée.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons conçu deux algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux à radios cognitives. Nous avons commencé par la formulation du problème en un problème d'optimisation combinatoire connu sous le nom du problème du sac à dos. Par la suite, nous avons décrit les deux algorithmes proposés. Le premier algorithme, que nous avons appelé GreSS, utilise une formulation du problème à l'aide de la théorie des graphes. Il utilise une approche gloutonne pour l'affectation des bandes de fréquences aux différents usagers suivi d'une allocation simple des puissances. Le deuxième algorithme intitulé GeneSS utilise la métaheuristique génétique afin de résoudre le problème. Les simulations et l'étude des complexités montrent que les deux algorithmes trouvent des bons compromis entre la complexité et le débit du système.

CHAPITRE V

ALLOCATION DES RESSOURCES DANS LES RÉSEAUX À RADIOS COGNITIVES À MULTI-ANTENNES

Chacune des technologies étudiées dans les deux chapitres précédents, soient MIMO et radio-cognitive, présente plusieurs avantages d'utilisation qui permettent l'amélioration des performances des réseaux sans fil. La technologie MIMO, lorsqu'elle est utilisée dans un contexte multi-usagers, permet au réseau de profiter de la diversité spatiale et d'un gain en multiplexage en plus de la diversité multi-usager. Tandis que la technologie radio-cognitive permet aux usagers secondaires de profiter d'un spectre plus large afin d'améliorer leurs débits de transmission et leurs QdS. Par conséquent, une combinaison des deux technologies permettra sans doute une amélioration encore plus considérable de la qualité des communications sans fil. Une amélioration qui passe obligatoirement par la conception d'algorithmes d'allocation des ressources et de partage du spectre adaptés spécialement pour cette combinaison technologique émergente. Nous présentons ainsi deux algorithmes qui utilisent des techniques différentes de transmission.

Ce chapitre se divise en deux grandes parties, chacune présentant un algorithme pour un scénario de partage du spectre différent. La première partie propose un algorithme qui utilise la technique d'affectation d'antennes dans un mode underlay. La section 5.1.1 décrit le réseau étudié et présente les différentes hypothèses utilisées. Nous formulons le problème de partage du spectre dans la section 5.1.2. L'algorithme d'affectation cognitive d'antennes est détaillé dans la section 5.1.3. Un deuxième algorithme basé sur l'ordonnancement round robin est présenté dans la section 5.1.4. Finalement, la section 5.1.5 étudie les performances des deux algorithmes en les comparant à celles obtenues par l'algorithme optimal. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous proposons un autre algorithme d'allocation des ressources pour le mode Underlay avec une tolérance zéro pour l'interférence secondaire. Ce deuxième algorithme est basé sur la technique de formation des faisceaux. La section 5.2.1 décrit le système étudié. Les sections 5.2.2 et 5.2.3 formulent le problème en un problème d'optimisation puis en un problème de coloration des graphes. Nous décrivons l'algorithme proposé dans la section 5.2.4. Par la suite, nous proposons d'apporter quelques changements à l'algorithme dans la section 5.2.5 afin d'améliorer son indice d'équité. La section 5.2.6 présente une formulation du problème de coloration en un problème de programmation en nombres entiers. Finalement, la section 5.2.7 compare les performances en termes de complexité et de débit de l'algorithme proposé à celles de l'algorithme de coloration optimale.

5.1 Partage du spectre en mode Underlay

5.1.1 Modèle du système

Dans cette première section, nous considérons que le réseau à radios cognitives coexiste dans la même zone géographique qu'un réseau primaire composé d'un seul lien. Ce lien est formé d'un émetteur et d'un récepteur qui possèdent la licence pour utiliser une bande de fréquence. Le lien primaire permet toutefois que le réseau secondaire utilise cette même bande à condition que l'interférence provoquée par ce dernier au niveau du récepteur primaire ne dépasse pas un certain seuil fixé au préalable.

La station de base secondaire multi-antenne sert un sous ensemble des K usagers secondaires en affectant à chacun une seule antenne. Par conséquent, elle ne peut servir plus de M usagers simultanément, où M représente le nombre de ses antennes. Soit S l'ensemble des paires (k^*, m_{k^*}) dans lesquelles l'antenne $m_{k^*} \in \{1, \dots, M\}$ est affecté à l'utilisateur $k^* \in \{1, \dots, K\}$. Ainsi, le signal envoyé vers les N antennes de l'utilisateur k^* subira deux types d'interférences, soit celle provoquée par le signal primaire ainsi que celle provoquée par les signaux émis par les autres antennes (autres que m_{k^*}). De même, la transmission primaire subira l'interférence provoquée par les signaux émis par toutes les antennes de la station de base secondaire. Le signal reçu par l'antenne n de l'utilisateur secondaire k peut s'écrire comme suit

$$\begin{aligned}
 y_k^{(n)} = & \sqrt{P_{m_k}} h_k^{(n)}(m_k) x_k + \sum_{\substack{j \in S \\ j \neq k}} \sqrt{P_{m_j}} h_k^{(n)}(m_j) \\
 & + \sqrt{P_p} f_k^{(n)} + z_k^{(n)}, \quad (5.1)
 \end{aligned}$$

où P_{m_k} est la puissance de transmission allouée à l'utilisateur k , $h_k^{(n)}(m_k)$ est le coefficient du canal entre l'antenne n de l'utilisateur k et l'antenne m_k de la station de base, x_k est le symbole transmis vers l'utilisateur k , $f_k^{(n)}$ est le coefficient du canal entre l'antenne de l'utilisateur primaire et l'antenne n de l'utilisateur secondaire k , P_p est la puissance de transmission de l'émetteur primaire et $z_k^{(n)}$ est le bruit AWGN modélisé par une variable i.i.d. selon une distribution

Gaussienne de moyenne nulle et de variance Z_0 .

À la réception de son signal, l'utilisateur secondaire utilise la technique de combinaison à rapport maximal (en anglais maximum ratio combining MRC) (Duman et Ghayeb, 2007) afin de maximiser son SINR. Par conséquent, le SINR au niveau de l'utilisateur k est donné par (Pun *et al.*, 2011)

$$\gamma_k = \frac{P_{m_k} \|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2}{Z_0 + \sum_{\substack{j \in S \\ j \neq k}} P_{m_j} \|\mathbf{h}_k(m_j)\|^2 + P_p \|\mathbf{f}_k\|^2}, \quad (5.2)$$

où $\mathbf{h}_k(m_k)$ et \mathbf{f}_k sont les vecteurs de taille $1 \times N$ formés des coefficients $h_k^{(n)}(m_k)$ et $f_k^{(n)}$ respectivement, avec $n = 1, \dots, N$.

Le SINR au niveau du récepteur primaire s'écrit quant à lui sous la forme

$$\gamma_p = \frac{P_p |e|^2}{Z_p + \sum_{k \in S} P_{m_k} |g_p(m_k)|^2}, \quad (5.3)$$

où e est le coefficient du canal entre l'émetteur et le récepteur du lien primaire, Z_p est la variance du bruit AWGN au niveau de la transmission primaire et $g_p(m_k)$ représente le coefficient du canal entre l'antenne m_k de la station de base et l'antenne du récepteur primaire.

5.1.2 Formulation du problème

Nous considérons que le temps est divisé en intervalles. Au début de chaque intervalle, la station de base secondaire doit décider des usagers qu'elle va servir. Elle doit aussi affecter à chaque usager choisi une seule de ses antennes. Elle doit par la suite allouer à chaque antenne une portion de la puissance totale dont elle dispose. La station de base cherchera ainsi à trouver la combinaison d'utilisateurs qui maximisera le nombre d'antennes utilisées, ou en d'autres termes qui maximisera le nombre d'utilisateurs servis. Puisque nous utilisons la technique Underlay, la station de base doit protéger la transmission primaire en limitant la puissance d'interférence causée au niveau du récepteur primaire. Cette puissance ne doit pas

dépasser le seuil d'interférence fixé par le lien primaire à Γ_{th} . De plus, la station de base ne choisit un usager secondaire que si elle est sûre de satisfaire ses besoins de QdS. Nous exprimons les besoins de QdS en termes de SINR requis par l'usager secondaire (γ_{th}).

Par conséquent, la recherche d'un partage optimal du spectre passe par la résolution du problème d'affectation d'antennes (c.-à-d. la gestion de la ressource spatiale) ainsi que par une allocation efficace de la ressource puissance afin de maximiser le nombre d'utilisateurs servis durant chaque intervalle de temps. Le problème de partage du spectre est ainsi un problème d'optimisation qui s'écrit comme suit

$$\begin{array}{ll} \text{Maximiser} & \text{Card}(S) \\ \text{sous les contraintes} & \gamma_k \geq \gamma_{th}, \quad k \in S \end{array} \quad (5.4)$$

$$\sum_{k \in S} P_{m_k} \leq P_{max}, \quad (5.5)$$

$$\sum_{k \in S} P_{m_k} |g_p(m_k)|^2 \leq \Gamma_{th}, \quad (5.6)$$

où P_{max} est la puissance maximale dont dispose la station de base secondaire. Les inéquations (5.4) représentent les contraintes sur la QdS des usagers secondaires, l'inéquation (5.5) correspond à la contrainte sur la puissance maximale de la station de base et l'inéquation (5.6) représente la contrainte d'interférence imposée par le lien primaire.

Le problème d'optimisation présenté peut aussi être formulé en tant que problème de programmation mixte en nombre entiers (binaires) en utilisant les variables

$$\begin{aligned} a_{m,k} &= 1 && \text{si l'antenne } m \text{ est affecté à l'utilisateur } k \\ &= 0 && \text{sinon.} \end{aligned}$$

Le problème MINLP correspondant est le suivant

$$\text{Maximiser } \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K a_{m,k}, \quad (5.7)$$

Sous les contraintes

$$\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K a_{m,k} P_{m_k} \leq P_{max}, \quad (5.8)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K a_{m,k} P_{m_k} |g_p(m_k)|^2 \leq \Gamma_{th}, \quad (5.9)$$

$$a_{m,k} P_{m_k} \|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2 + L(1 - a_{m,k}) \geq \quad (5.10)$$

$$\gamma_{th} \left(\sum_{m' \neq m} \sum_{k' \neq k} a_{m',k'} P_{m_{k'}} \|\mathbf{h}_k(m'_{k'})\|^2 + Z_0 + P_p \|\mathbf{f}_k\|^2 \right) \\ \sum_{m=1}^M a_{m,k} \leq 1, \quad \forall k \quad (5.11)$$

$$\sum_{k=1}^K a_{m,k} \leq 1, \quad \forall m \quad (5.12)$$

$$a_{m,k} \in \{0, 1\}, \quad \forall m, k \quad (5.13)$$

$$P_{m_k} \leq 0, \quad \forall m_k \quad (5.14)$$

Dans (Goussevskaja *et al.*, 2007), les auteurs ont prouvé la \mathcal{NP} -complétude du problème d'ordonnancement qui utilise le SINR géométrique (soit le même modèle de SINR utilisé dans cette thèse). Il s'agit d'un problème similaire à notre problème d'allocation des ressources mais qui considère une seule contrainte, soit celle qui concerne le SINR avec une allocation uniforme de la puissance. Les auteurs ont aussi discuté la \mathcal{NP} -complétude du même problème avec une allocation optimale de la puissance. Ils sont arrivés à la conclusion que la preuve de \mathcal{NP} -complétude d'un tel problème est une question difficile qui reste encore une piste de recherche inexplorée. Par conséquent, la conception d'un algorithme à complexité polynomiale pour résoudre le problème d'allocation des ressources est une tâche difficile qui nous pousse à proposer dans la section suivante un algorithme heuristique avec des performances quasi-optimales.

5.1.3 Algorithme d'affectation cognitive des antennes

Nous proposons l'algorithme d'affectation cognitive des antennes (en anglais cognitive antenna assignment algorithm C3A) qui résout le problème formulé en deux phases. Dans sa première phase, l'algorithme choisit les usagers secondaires ayant les meilleures qualités de canal en affectant à chacun l'antenne de la station de base qui lui convient le mieux. La deuxième phase de l'algorithme effectue l'allocation des puissances aux différents usagers choisis afin de satisfaire la contrainte de QdS. Si l'algorithme arrive à satisfaire cette contrainte, alors il passe à la vérification des autres contraintes. Sinon, il revient à la première phase afin de changer son choix d'usagers.

5.1.3.1 Phase 1 : Affectation d'antennes

L'algorithme commence la première phase par la construction d'une matrice \mathbf{Q} de taille $K \times M$. Les éléments de la matrice \mathbf{Q} sont données par

$$q_{kj} = \frac{\|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2}{\sum_{l=1; l \neq k}^M \|\mathbf{h}_k(m_l)\|^2}. \quad (5.15)$$

Le numérateur du coefficient q_{kl} correspond au gain du canal entre l'utilisateur k et l'antenne l (où $l \in \{1, \dots, M\}$) de la station de base. Cette information correspond à la qualité du canal séparant l'utilisateur et l'antenne. Le dénominateur de q_{kl} donne une idée sur la puissance d'interférence que peut causer l'utilisation des autres antennes (autre que l).

L'algorithme cherche par la suite le plus grand élément de la matrice \mathbf{Q} . Il choisit l'utilisateur k^* qui correspond à cet élément en lui affectant l'antenne correspondante l^* . Avant de passer à une deuxième itération afin de choisir un deuxième usager, l'algorithme procède à une mise à jour de la matrice \mathbf{Q} . Il substitue les éléments de \mathbf{Q} qui correspondent à l'utilisateur choisi (la ligne d'indice k^*) ainsi que ceux qui correspondent à l'antenne affectée (la colonne d'indice l^*) par des zéros. L'algorithme passe par la suite à la deuxième itération et cherche le plus grand élément dans la matrice mise à jour. Les processus de sélection et de mise à jour sont répétés d'une façon gloutonne pendant M itérations afin de choisir M usagers en affectant

M antennes. Évidemment, à la fin de cette première phase, la matrice \mathbf{Q} est devenue une matrice nulle.

La conception de la matrice \mathbf{Q} a un grand impact sur le choix des usagers et l'affectation d'antennes qui résultent de cette première phase. En effet, si l'algorithme choisit les usagers ayant les meilleurs gains de canal, alors les SNRs (rapports signal sur bruit) des usagers servis sont maximisés. Toutefois, ces usagers peuvent souffrir d'un grand degré d'interférence ce qui pénaliserait leurs SINRs d'une façon significative. De la même manière, si le choix des usagers se base uniquement sur l'information sur l'interférence, alors les SINRs des usagers peuvent être pénalisés par des petits gains de canal. Par conséquent, nous utilisons les deux informations dans la conception de \mathbf{Q} , à savoir la qualité du canal et le degré d'interférence.

5.1.3.2 Phase 2 : Allocation optimale des puissances

La deuxième phase de l'algorithme effectue l'allocation des puissances en respectant les contraintes (5.4), (5.5) et (5.6). L'algorithme commence par considérer uniquement la contrainte de QdS qui peut être écrite sous la forme

$$P_{m_k} - \gamma_{th} \frac{\sum_{j \in \mathcal{S}, j \neq k} P_{m_j} \|\mathbf{h}_k(m_j)\|^2}{\|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2} \geq \gamma_{th} \frac{Z_0 + P_p |f_k|^2}{\|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2}. \quad (5.16)$$

On peut écrire (5.16) sous forme matricielle de la façon suivante

$$(\mathbf{I} - \mathbf{B}) \mathbf{P} \succeq \mathbf{u}, \quad (5.17)$$

où

$$b_{kj} = \begin{cases} \gamma_{th} \frac{\|\mathbf{h}_k(m_j)\|^2}{\|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2} & k \neq j, \\ 0 & k = j, \end{cases} \quad (5.18)$$

et

$$u_k = \gamma_{th} \frac{Z_0 + P_p |f_k|^2}{\|\mathbf{h}_k(m_k)\|^2}, \quad (5.19)$$

où \mathbf{I} est la matrice identité de taille $M \times M$.

Selon le théorème de Perron-Frobenius (Gantmacher, 1998), si le système d'inéquations donné par (5.17) admet une solution positive que nous noterons par \mathbf{P} , alors il existe une solution unique $\mathbf{P}^* \preceq \mathbf{P}$ qui satisfait $(\mathbf{I} - \mathbf{B})\mathbf{P}^* = \mathbf{u}$. De plus, pour n'importe quel $\gamma_{th} > 0$, le système d'inéquations (5.17) possède une solution si et seulement si la valeur propre maximale de la matrice \mathbf{B} est inférieure à 1. Dans ce cas, cette solution est appelée la solution optimale au sens de Pareto et elle est donnée par le vecteur suivant

$$\mathbf{P} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\mathbf{u}. \quad (5.20)$$

En revenant à la description de la deuxième phase de l'algorithme, cette dernière commence par construire la matrice \mathbf{B} définie par (5.18). Elle calcule ensuite les valeurs propres de cette matrice et vérifie si elles sont toutes inférieures à un. Si tel est le cas, alors l'allocation de puissance qui respecte la contrainte de QdS est donnée par le vecteur \mathbf{P} qui se calcule en utilisant (5.20). L'algorithme passe par la suite à la vérification des deux autres contraintes. il vérifie si la somme des éléments de \mathbf{P} est inférieure ou égale à P_{max} . Il vérifie aussi si le vecteur \mathbf{P} respecte la contrainte d'interférence imposée par le lien primaire. L'algorithme prend ainsi fin si toutes ces contraintes sont respectées.

Si au moins une des trois contraintes est violée, alors l'algorithme revient pour réexécuter la première phase en procédant à une nouvelle itération ($i = 2$). La deuxième itération commence la première phase en construisant $C_i = \binom{M}{M-i+1}$ matrices similaires à la matrice \mathbf{Q} mais d'une plus petite taille. Nous désignons ces matrices par $\mathbf{Q}^{(i,j)}$ où i est l'indice de l'itération courante et $j \in \{1, \dots, C_i\}$ représente l'indice de la matrice. La taille de chacune de ces matrice est $((M - i + 1) \times 1)$ vu qu'on réduit le nombre d'antennes considérées dans l'opération d'affectation d'antennes. L'algorithme effectue une sélection d'utilisateurs différente pour chaque matrice et effectue par la suite les étapes de la deuxième phase. Si l'algorithme se voit obliger d'effectuer une troisième itération, alors les nouvelles matrices \mathbf{Q} seront encore plus nombreuses mais d'une plus petite taille vu qu'on éliminera plus d'antennes (exactement $i - 1$ antennes) dans la conception de chaque matrice.

Afin de réduire la complexité de l'algorithme, les matrices $\mathbf{Q}^{(i,j)}$ ne sont pas toutes

construites d'un seul coup. L'algorithme commence plutôt par la construction de la matrice $Q^{(i,1)}$ puis effectue les différentes opérations des deux phases. Si l'algorithme arrive à trouver une bonne allocation de puissance, alors il prend fin. Sinon, il procède à la construction de la deuxième matrice, et ainsi de suite. L'algorithme C3A est présenté dans Algorithme 2.

Algorithme 2: Algorithme d'affectation cognitive des antennes C3A

Initialisation : $S \leftarrow \emptyset; l \leftarrow 1; i \leftarrow 1;$

Phase 0 :

Construire la matrice $Q^{(l,i)}$ en utilisant (5.15);

Phase 1 : Choix d'usagers et affectation d'antennes :

tant que $Q^{(l,i)} \neq \text{La matrice nulle}$ **faire**

 Chercher le plus grand coefficient d'indice (k, j) dans Q ;

$S \leftarrow (k, j);$

 Substituer les éléments de la ligne k et de la colonne j par des zéros;

fin

Phase 2 : Allocation optimale des puissances :

Construire B en utilisant (5.18) et calculer ses valeurs propres $\lambda(B)$;

si $\max(\lambda(B)) \geq 1$ **alors**

$S \leftarrow \emptyset;$

si $i < \binom{M}{M-l+1}$ **alors** $i \leftarrow i + 1;$

sinon $i \leftarrow 1; l \leftarrow l + 1;$

 Aller à la phase 0;

sinon

 Calculer P en utilisant (5.20);

si contraintes (5.5) et (5.6) sont violées **alors**

$S \leftarrow \emptyset;$

si $i < \binom{M}{M-l+1}$ **alors** $i \leftarrow i + 1;$

sinon $i \leftarrow 1; l \leftarrow l + 1;$

 Aller à la phase 0;

sinon

 C3A prend fin (Partage du spectre trouvé);

fin

fin

5.1.4 Algorithme round robin adapté

Dans cette section, nous présentons un deuxième algorithme qui permet de trouver une affectation d'antenne avec l'objectif d'assurer une équité parfaite entre les usagers secondaire. Cet algorithme est basé sur le mécanisme d'ordonnancement dit « round robin » (RR). Le

round robin traditionnel sert à tour de rôle un seul usager dans chaque intervalle de temps. Toutes les ressources de la station de base, antennes et puissance, sont ainsi réservées à l'utilisateur courant. Bien que le round robin assure une équité parfaite et un accès égal aux ressources à tous les usagers, ce mécanisme souffre de mauvaises performances en termes de débit vu qu'il ne tire pas profit des deux diversités spatiale et multi-usagers. Par conséquent, nous proposons d'utiliser le round robin afin de profiter de l'équité parfaite qu'il assure tout en apportant certaines modifications afin d'améliorer son débit de transmission.

Nous désignons par S_{RR} l'ensemble des usagers secondaires qui peuvent être servis dans l'intervalle de temps courant. Contrairement au round robin traditionnel pour lequel S_{RR} contient un seul usager, dans le nouvel algorithme l'ensemble S_{RR} contient M usagers. Le fonctionnement du nouvel algorithme est le suivant :

1. L'algorithme met à jour pour chaque intervalle de temps l'ensemble S_{RR} en ajoutant, d'une manière round robin, au plus M usagers à partir des usagers qui ne sont pas encore servis et qui possèdent les plus petits indices.
2. L'algorithme RR proposé utilise par la suite un algorithme d'affectation d'antennes à force brute qui effectue une recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons des usagers qui sont dans S_{RR} . Pour chaque combinaison, l'algorithme essaye de trouver une allocation de puissance réalisable. L'algorithme testera au plus $\sum_{l=1}^N \frac{K!}{(K-M+l-1)!}$ combinaisons.
3. Lorsque l'algorithme RR sert tous les usagers dans le réseau, il recommence d'une manière round robin. Toutefois, il peut arriver qu'un usager soit mis deux fois dans l'ensemble S_{RR} sans qu'il soit servi. Dans ce cas, l'algorithme sert l'utilisateur en question tout seul immédiatement dans l'intervalle courant.

Afin d'illustrer le fonctionnement de l'algorithme RR proposé, nous utilisons l'exemple suivant avec six usagers secondaires et trois antennes. Dans le premier intervalle de temps, nous avons $S_{RR} = \{1, 2, 3\}$. Supposons que lorsque l'algorithme teste les combinaisons d'affectations d'antennes, seuls les usagers 2 et 3 peuvent être servis. Par conséquent, dans le deuxième intervalle de temps, l'utilisateur 1 est toujours dans S_{RR} auquel on ajoute les deux usagers de plus petits indices non encore servis, soit les usagers 4 et 5, c.-à-d. $S_{RR} = \{1, 4, 5\}$.

Si il existe une allocation de puissance réalisable pour la combinaison des trois usagers, alors les trois vont être servis et nous aurons $S_{RR} = \{6, 1, 2\}$ pour le troisième intervalle de temps. Si l'algorithme peut servir seulement les usagers 4 et 5, alors nous aurons $S_{RR} = \{1, 6, 1\}$ pour le troisième intervalle de temps. Dans ce cas, l'algorithme servira l'utilisateur 1 tout seul dans le troisième intervalle, et nous aurons $S_{RR} = \{6, 1, 2\}$ pour l'intervalle suivant.

5.1.5 Études des performances

Dans cette section, nous analysons les performances des deux algorithmes proposés en termes de complexité algorithmique (pour l'algorithme C3A) et de performances. Le critère de performance utilisé est le nombre moyen d'utilisateurs servis. Plusieurs des simulations effectuées comparent les performances de l'algorithme C3A à ceux de l'algorithme optimal. Ce dernier est un algorithme à force brute qui réussit à trouver la solution optimale au problème d'allocation des ressources en utilisant une recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons possibles.

5.1.5.1 Étude de la complexité algorithmique

Nous évaluons dans cette section la complexité algorithmique de l'algorithme C3A qui sera comparée à la complexité de l'algorithme optimal de force brute (en anglais brute force algorithm BFA). Les complexités sont fournies en notations asymptotiques en fonction de la taille du problème exprimée avec M et K .

L'algorithme C3A effectue plusieurs itérations dans lesquelles il exécute les différentes opérations des phases 0, 1 et 2 comme décrit dans l'Algorithme 2. La complexité de la phase 0 correspond à la complexité de la construction de la matrice \mathbf{Q} qui est de $O(K(M - l + 1))$. Dans sa première phase, l'algorithme effectue $(M - i + 1)$ itérations. Dans chaque itération, l'opération qui trouve le plus grand élément dans la matrice \mathbf{Q} possède une complexité de $O(K(M - i + 1))$.

La complexité de la deuxième phase est quant à elle dominée par la complexité du calcul des valeurs propres de la matrice \mathbf{B} . Cette complexité est de $O((M - i + 1)^3)$. Si la deuxième

phase ne réussit pas à trouver une allocation de puissance, alors l'algorithme doit retourner à la phase 0. Ce retour peut construire un maximum de $C_i = \binom{M}{M-i+1}$ matrices \mathbf{Q} pour un maximum de M itérations. Par conséquent, la complexité au pire cas de l'algorithme C3A est donnée par

$$\Psi_{C3A} = O \left(\sum_{i=1}^M (K(M-i+1)^2 + (M-i+1)^3) \cdot C_i \right). \quad (5.21)$$

L'algorithme de force brute effectue une recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons de partage du spectre possible. Il teste pour chacune la possibilité d'avoir une allocation de puissance qui respecte les contraintes du problème. Par conséquent, la complexité de l'algorithme optimal est donnée par

$$\Psi_{BFA} = O \left(\sum_{l=1}^M \frac{K!}{(K-M+l-1)!} \cdot (M-l+1)^3 \cdot C_l \right). \quad (5.22)$$

Le tableau 5.1 évalue les formules données par (5.21) et (5.22) pour différentes valeurs de K et M afin de quantifier la différence entre la complexité de l'algorithme C3A et celle de l'algorithme optimal.

TABLE 5.1: Comparaison des complexités algorithmiques du C3A et BFA

$[K, M]$	C3A	BFA
$[20, 2]$	130	3080
$[20, 4]$	1824	$> 8, 1.10^6$
$[40, 4]$	3424	$> 1, 4.10^8$

5.1.5.2 Résultats des simulations

Nous évaluons dans cette section les performances des algorithmes proposés. Le réseau secondaire et le lien primaire coexistent dans une cellule rectangulaire de taille $(1000m \times 1000m)$. La station de base secondaire est placée au milieu de la cellule au point $(0,0)$. Les positions des usagers secondaires sont générées aléatoirement selon une distribution uniforme. Les coordonnées de l'émetteur et du récepteur primaires sont $(125,500)$ et $(-125,500)$, respec-

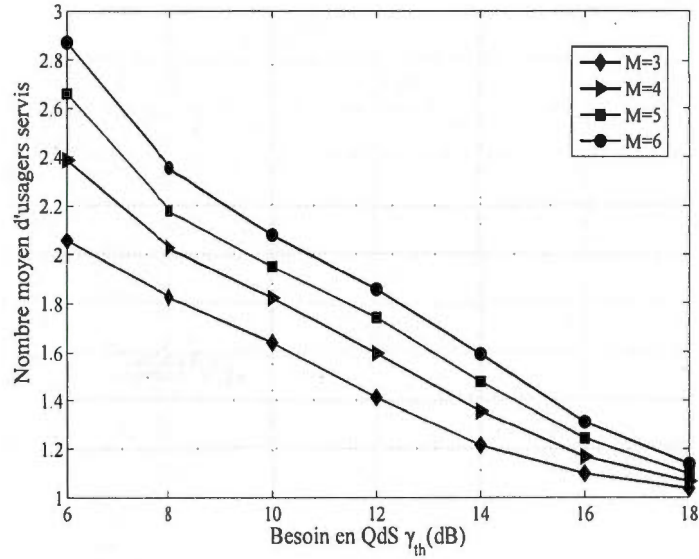


FIGURE 5.1: Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de γ_{th} pour différents nombres d'antennes à la station de base.

tivement. Les variances des bruits sont toutes égales à 1. De plus, l'exposant d'affaiblissement de parcours est fixé à $\alpha = 4$ et chaque usager secondaire est équipé de $N = 2$ antennes. Nous supposons que la transmission primaire requiert un SINR de $\gamma_p^* = 10$ dB. Par conséquent, l'émetteur primaire adapte sa puissance afin de respecter son besoin en SINR, c.-à-d. $P_p = (1 + \Gamma_{th}) \cdot \gamma_p / |e|^2$.

Nous traçons dans la figure 5.1 le nombre moyen d'utilisateurs secondaires servis en utilisant le C3A en fonction du SINR qu'ils requièrent pour différentes valeurs de M . Les autres paramètres sont fixés comme suit, $\Gamma_{th} = 10$ dB et $K = 20$. Nous remarquons que la station de base est capable de servir plus d'utilisateurs à chaque fois qu'on ajoute plus d'antennes d'émission. On peut ainsi déduire que l'algorithme C3A tire profit de la dimension spatiale, en utilisant la diversité spatiale qui existe dans les systèmes à antennes multiples. Toutefois, ce gain devient de moins en moins important lorsque le SINR requis par les usagers secondaires devient élevé.

Pour les prochaines figures, nous considérons une station de base équipée de $M = 4$ antennes. Les figures 5.2 et 5.3 montrent le nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du

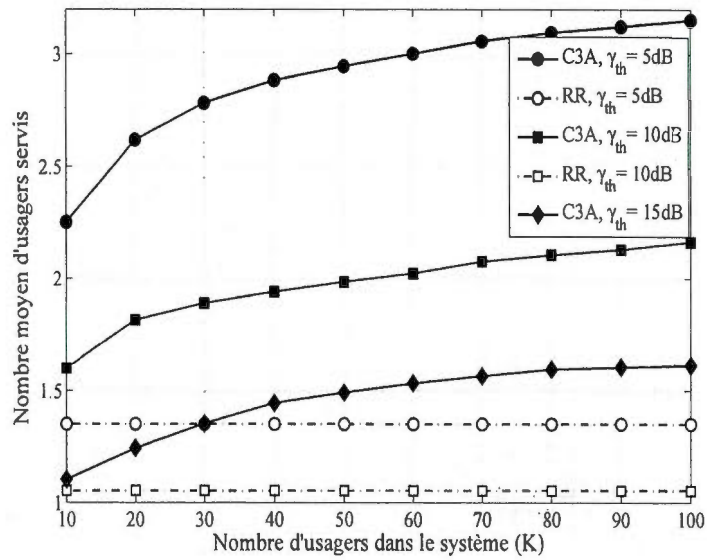


FIGURE 5.2: Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires dans le réseau en utilisant C3A et RRA.

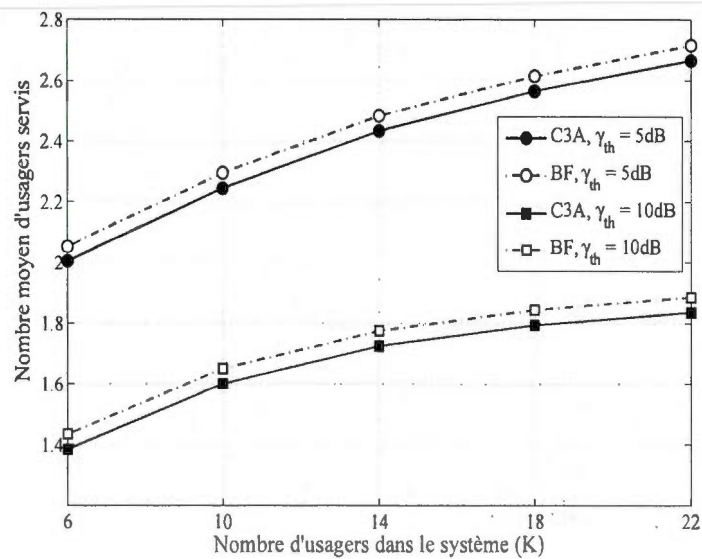


FIGURE 5.3: Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires dans le réseau en utilisant C3A et BFA.

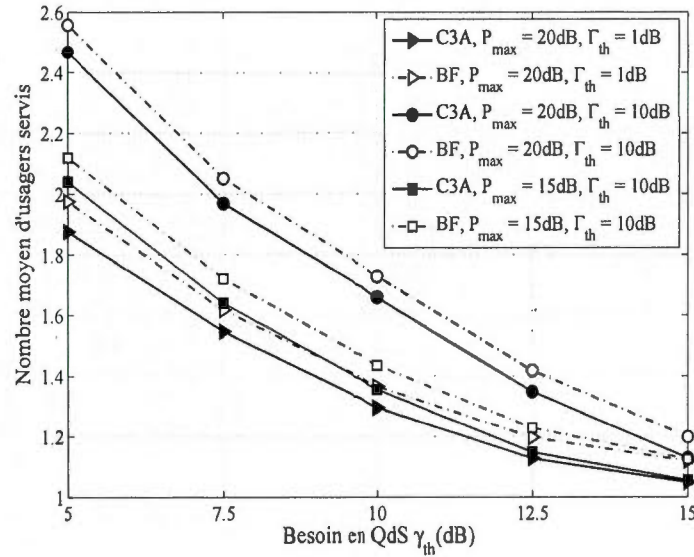


FIGURE 5.4: Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de γ_{th} pour plusieurs valeurs de P_{max} et Γ_{th} .

nombre total d'utilisateurs secondaires qui existent dans la cellule. Nous varions aussi la valeur de γ_{th} et nous fixons le seuil d'interférence primaire à $\Gamma_{th} = 10$ dB. Nous utilisons deux figures puisque l'algorithme optimal devient très complexe pour des valeurs de K supérieure à 22. La figure 5.2 démontre que l'algorithme C3A tire profit de la diversité multi-usager, et ce pour diverse valeurs de γ_{th} . Ce gain en diversité est présent même pour des réseaux à très forte densité. Contrairement aux performances de l'algorithme RR qui restent les mêmes pour toutes les valeurs de K , l'algorithme C3A réussit à servir plus d'utilisateurs lorsque plus d'utilisateurs sont disponibles dans le réseau. Toutefois, bien que l'objectif principal de l'algorithme RR soit d'assurer une équité parfaite entre les usagers, le nombre moyen d'utilisateurs qu'il arrive à servir avoisine les 1,4.

La figure 5.3 compare les performances de l'algorithme C3A à celles de l'algorithme optimal. Nous remarquons que le nombre moyen d'utilisateurs servis en utilisant l'algorithme C3A est très proche de celui obtenu par l'algorithme optimal. De plus, la figure montre que l'écart de performance entre les deux algorithmes reste quasiment le même pour différentes valeurs de K et de γ_{th} . Sans oublier que cet écart de performance peut être considéré négligeable face au gain en complexité obtenu par l'utilisation du C3A.

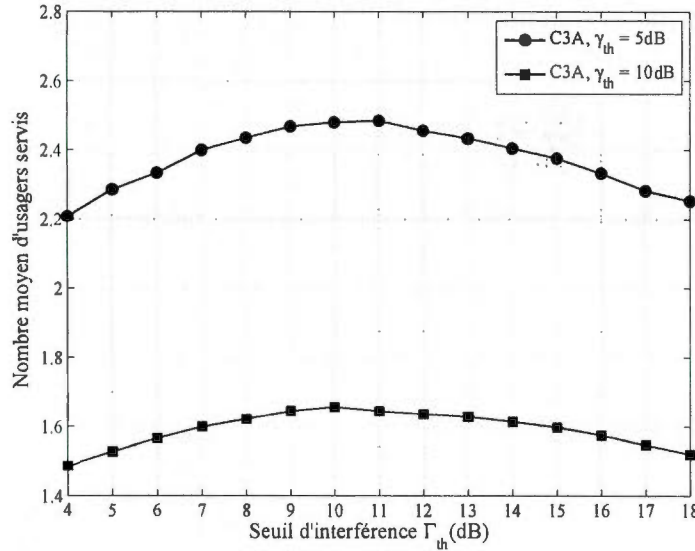


FIGURE 5.5: Nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction de Γ_{th} pour plusieurs valeurs de γ_{th} .

Nous traçons dans la figure 5.4 le nombre moyen d'utilisateurs servis en fonction du SINR qu'ils requièrent pour différentes valeurs de P_{max} et de Γ_{th} . Le nombre d'utilisateurs dans le réseau est $K = 20$. Il est clair d'après la figure que, encore une fois, les performances de l'algorithme C3A sont très proches des performances optimales. En effet, l'algorithme C3A réussit très souvent à trouver la meilleure affectation d'antennes, qui maximise les performances.

Finalement, la figure 5.5 montre l'évolution du nombre d'utilisateur servis en fonction du seuil d'interférence fixé par le lien primaire. Nous traçons une courbe pour $\gamma_{th} = 5\text{dB}$ et une autre pour $\gamma_{th} = 10\text{dB}$. Nous remarquons qu'il existe une valeur de Γ_{th} pour laquelle les performances du réseau secondaire atteignent leur maximum. En s'éloignant de cette valeur, les performances se dégradent pour une de deux raisons. En effet, lorsque Γ_{th} prend une petite valeur, la station de base sert peu d'utilisateurs puisqu'elle se voit obligée de minimiser sa puissance d'émission afin de respecter la contrainte d'interférence du lien primaire. Tandis que lorsque la valeur de Γ_{th} est assez grande, la station de base augmente sa puissance de transmission et cause ainsi plus d'interférence aux utilisateurs servis. Ceci pousse la station de base à réduire le nombre d'utilisateurs servis.

5.2 Partage du spectre en mode Underlay à interférence zéro

5.2.1 Modèle du système

Nous considérons que le réseau secondaire à radios cognitives coexiste avec plusieurs autres réseaux primaires dans la même zone géographique. Le réseau secondaire est un réseau avec infrastructure dans lequel une station de base équipée de M antennes sert K usagers secondaires. Chaque réseau primaire est composé d'un seul émetteur qui transmet vers plusieurs récepteurs en utilisant une seule bande de fréquence. Il existe un total de N bandes de fréquence, c.-à-d. que nous supposons l'existence d'exactly N réseaux primaires. Les bandes de fréquence sont supposées être orthogonales. Par conséquent, les transmissions simultanées qui s'effectuent sur des bandes différentes n'interfèrent pas.

Nous désignons par $N_P^{(n)}$ le nombre des récepteurs primaires qui utilisent la bande de fréquence n . Ce nombre est supposé inférieur au nombre d'antennes de la station de base pour tous les réseaux primaires. Les récepteurs primaires ont l'exclusivité d'utiliser les bandes de fréquence et ne tolèrent ainsi aucune interférence de la part du réseau secondaire. Par conséquent, si la station de base décide d'utiliser une bande de fréquence n , elle doit s'assurer qu'elle annule toute interférence dans cette bande. Le modèle du système est donné par la Fig. 5.6.

Nous supposons que la station de base peut émettre sur plusieurs bandes de fréquence en même temps et que les usagers secondaires peuvent s'adapter afin de recevoir sur une bande de fréquence donnée. En supposant que l'utilisateur k est servi sur la bande de fréquence n , le signal reçu par cet usager est donné par

$$y_{k,n} = \mathbf{h}_{k,n} \mathbf{x}_n^{(s)} + f_{k,n} x_n^{(p)} + z_{k,n}, \quad (5.23)$$

où $\mathbf{x}_n^{(s)}$ est le vecteur de taille M contenant les signaux (symboles précodés) transmis vers les usagers servis sur la bande de fréquence n ; $x_n^{(p)}$ est le signal transmis par l'émetteur primaire utilisant la bande n ; $z_{k,n}$ représente le bruit AWGN modélisé par une variable i.i.d. selon une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance $\sigma_{z_k}^2$; le vecteur $\mathbf{h}_{k,n}$ est le vecteur

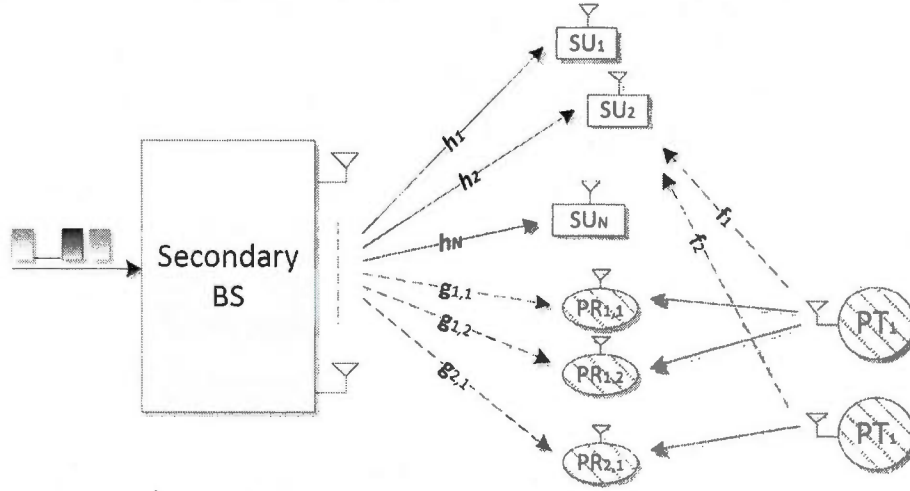


FIGURE 5.6: Modèle du système - Une station de base (BS) à M antennes sert K usagers (SU) sur 2 bandes (la bande 1 est utilisée par un émetteur primaire (PT) et deux récepteurs (PR) et la bande 2 est utilisée par un PT et un PR).

de taille $1 \times M$ qui contient les coefficients des canaux entre chaque antenne de la station de base et l'utilisateur k et $f_{k,n}$ est le coefficient du canal entre l'émetteur primaire utilisant la bande n et l'utilisateur k . Tous les canaux sont supposés éprouver un évanouissement plat sur chaque bande de fréquence, c.-à-d. que les coefficients de chaque canal sont fixes pour toute la bande mais différents d'une bande à l'autre. L'indice n qui existe dans chaque coefficient de canal renseigne sur la bande de fréquence.

Soit S_n l'ensemble des usagers secondaires qui vont être servis sur la bande de fréquence n . Avant d'effectuer la transmission, la station de base secondaire multiplie le vecteur des symboles des usagers de S_n par une matrice de précodage \mathbf{W}_n ainsi que par un vecteur de puissances \mathbf{P}_n . L'équation peut se réécrire sous la forme

$$y_{k,n} = \sqrt{P_{k,n}^{(s)}} \mathbf{h}_{k,n} \mathbf{w}_{k,n} u_{k,n}^{(s)} + \sum_{\substack{i \in S_n \\ i \neq k}} \sqrt{P_{i,n}^{(s)}} \mathbf{h}_{k,n} \mathbf{w}_{i,n} u_{i,n}^{(s)} + \sqrt{P_n^{(p)}} f_{k,n} u_n^{(p)} + z_{k,n}, \quad (5.24)$$

où $\sqrt{P_{k,n}^{(s)}}$ représente la portion de puissance allouée à l'utilisateur k , $\sqrt{P_n^{(p)}}$ est la puissance

d'émission de l'émetteur primaire sur la bande n , $u_{k,n}^{(s)}$ est le symbole émis vers l'utilisateur k et $u_n^{(p)}$ est le symbole émis par l'émetteur primaire sur la bande n avec $|u_{k,n}^{(s)}| = 1$ et $|u_n^{(p)}| = 1$.

Puisque les bandes de fréquence sont supposées être orthogonales, deux usagers servis sur deux bandes différentes ne ressentent aucune interférence mutuelle. Toutefois, la station de base doit s'occuper de l'annulation de toute interférence entre les usagers servis sur la même bande de fréquence n . De plus, elle doit aussi s'assurer qu'elle ne provoque aucune interférence au niveau des récepteurs primaires qui utilisent cette même bande. Pour réaliser ces deux objectifs, la station de base utilise une partie de ses antennes pour servir les usagers secondaires, et réserve la partie restante pour annuler l'interférence vers les récepteurs primaires. En effet, la station de base utilise la technique ZFBF en calculant une matrice de précodage différente au niveau de chaque bande de fréquence. Nous savons d'après le chapitre 3 que l'utilisation du ZFBF limite le nombre d'usagers permis dans chaque bande au nombre d'antennes M . De plus, vu qu'il existe $N_P^{(n)}$ récepteurs primaires dans la bande n , il ne reste désormais que $M - N_P^{(n)}$ places pour des usagers secondaires, c.-à-d. $\text{Card}(S_n) < M - N_P^{(n)}, \forall n$.

Les vecteurs de précodage, au niveau de chaque bande de fréquence, sont calculés d'une manière similaire à ceux du système présenté dans le chapitre 3 (voir l'équation 3.4). Toutefois, la matrice de canal $\mathbf{H}(S_n)$ qui doit être inversée est une matrice de taille $((\text{Card}(S_n) + N_P^{(n)}) \times M)$ qui contient :

- ◊ les vecteurs des coefficients de canaux des usagers secondaires appartenant à S_n ; et
- ◊ les vecteurs des coefficients des canaux entre la station de base et les récepteurs primaires opérant sur la bande n , désignés par $\mathbf{g}_n(p_n)$ où $p_n = 1, \dots, N_P^{(n)}$.

La matrice de précodage utilisée au niveau de la bande de fréquence n (qui contient les vecteurs $\mathbf{w}_{k,n}$) est donnée ainsi par

$$\mathbf{W}_n = \mathbf{H}^\dagger(S_n), \quad (5.25)$$

La conception de la matrice \mathbf{W}_n permet d'annuler l'interférence mutuelle entre les usagers secondaires comme c'était le cas pour le système du chapitre 3 (voir les équations 3.5 et

3.6). De plus, l'utilisation de la matrice \mathbf{W}_n permet à la station de base d'annuler toute interférence vers les récepteurs primaires puisque

$$\mathbf{g}_n(p_n) \cdot \mathbf{w}_{k,n} = 0, \quad \forall k \in S_n \text{ et } \forall p_n \in \{1, \dots, N_P^{(n)}\}, \quad (5.26)$$

En supposant que la station de base dispose des coefficients de toutes les matrices $\mathbf{H}(S_n)$ et que ces derniers sont à jour et ne contiennent aucune erreur, l'utilisation du ZFBF nous permet de réécrire l'équation du canal (5.24) de la façon suivante

$$y_{k,n} = \sqrt{P_{k,n}^{(s)}} u_{k,n}^{(s)} + \sqrt{P_n^{(p)}} f_{k,n} u_n^{(p)} + z_{k,n}. \quad (5.27)$$

Par conséquent, le SINR au niveau de l'utilisateur k s'écrit comme suit

$$\gamma_{k,n} = \frac{P_{k,n}^{(s)}}{\sigma_{z_k}^2 + P_n^{(p)} \|f_{k,n}\|^2}. \quad (5.28)$$

Si le terme d'interférence est considéré comme étant un terme de bruit, le débit maximal que peut atteindre l'utilisateur k servi sur la bande n est donné par

$$R_{k,n} = \log_2(1 + \gamma_{k,n}). \quad (5.29)$$

5.2.2 Formulation du problème

La station de base dispose d'un algorithme de partage du spectre qui doit allouer ses ressources limitées aux usagers secondaires. Ces ressources sont les M antennes de la station de base, les N bandes de fréquences ainsi que la ressource puissance. Au début de chaque intervalle de temps, la station de base doit choisir les usagers qui seront servis pendant cet intervalle. Elle doit décider en même temps de la bande de fréquence sur laquelle chacun de ces usagers va être servi. En effet, mettre un usager dans un ensemble S_n correspond à servir cet usager sur la bande n . L'algorithme de partage du spectre crée ainsi au maximum N

ensembles d'utilisateurs. D'un autre côté, la station de base ne doit causer aucune interférence aux récepteurs primaires opérant sur les N bandes. Une fois que les ensembles sont créés, l'algorithme doit effectuer une allocation optimale de la puissance P disponible au niveau de la station de base. Toutes les opérations effectuées par l'algorithme de partage du spectre doivent avoir comme objectif final la maximisation du débit total du réseau secondaire.

Le problème de partage du spectre peut ainsi s'écrire comme un problème d'optimisation sous la forme suivante

$$\text{Maximiser } R_T = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{k,n} R_{k,n} \quad (5.30)$$

sous les contraintes

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{k,n} \| \mathbf{w}_{k,n} \|^2 P_{k,n}^{(s)} \leq P \quad (5.31)$$

$$\alpha_{k,n} \in \{0, 1\} \quad \forall k, n \quad (5.32)$$

où $\alpha_{k,n}$ est une variable binaire qui est égale à 1 si l'utilisateur k est choisi pour être servi sur la bande n et égale à 0 sinon. Nous supposons aussi que chaque utilisateur peut utiliser une seule bande de fréquence à la fois. Par conséquent, la solution du problème d'allocation des ressources doit satisfaire aussi la contrainte que $\sum_{n=1}^N \alpha_{k,n} \leq 1$, pour tous les utilisateurs secondaires. En d'autres termes, les ensembles d'utilisateurs doivent obligatoirement être disjoints, c.-à-d. $S_i \cap S_j = \emptyset$, $(i, j) \in \{1, \dots, N\}^2$. Toutefois, le cas pour lequel les utilisateurs secondaires peuvent utiliser simultanément plusieurs bandes de fréquences sera traité dans la section 5.2.7.

Lorsque la station de base dispose des différents ensembles d'utilisateurs secondaires, elle peut utiliser l'algorithme du *waterfilling* afin d'allouer la puissance d'une manière optimale. Nous supposons que la station de base connaît la puissance de l'interférence causée par les émetteurs primaires au niveau des différents utilisateurs secondaires. Ces derniers peuvent estimer cette puissance et l'envoyer à la station de base. Par conséquent, la portion de

puissance allouée à l'utilisateur k servi sur la bande n est donnée par

$$P_{k,n}^{(s)} = \left(\frac{\mu}{\|\mathbf{w}_{k,n}\|^2} - \sigma_{z_k}^2 - P_n^{(p)} \|f_{k,n}\|^2 \right)^+, \quad (5.33)$$

où $(X)^+$ est égale au $\max(0, X)$ et μ est obtenue en résolvant l'équation suivante

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k \in S_n} \left(\mu - \left(\sigma_{z_k}^2 + P_n^{(p)} \|f_{k,n}\|^2 \right) \|\mathbf{w}_{k,n}\|^2 \right)^+ = P. \quad (5.34)$$

5.2.3 Modélisation en théorie des graphes

Dans cette section, nous reformulons le problème du partage du spectre en un problème de la théorie des graphes. Le système étudié, qui est composé du réseau secondaire et des réseaux primaires, sera modélisé par un multigraphe¹. Ensuite, nous montrerons que le problème formulé dans la section précédente est analogue à un problème de coloration dans un multigraphe pondéré.

5.2.3.1 Construction du multigraphe

Le système étudié est modélisé par un multigraphe pondéré $G = (V, E, \mathbf{C})$ où V est l'ensemble des sommets, E l'ensemble des arêtes et la matrice \mathbf{C} contient les poids de chaque sommet dans V .

5.2.3.1.1 Définition des ensembles V et E : chaque usager secondaire k est représenté par un sommet $v_k \in V$. Les émetteurs et récepteurs primaires ne sont pas représentés par des sommets.

Les arêtes représentent le degré d'orthogonalité entre les vecteurs des canaux des usagers secondaires dans chaque bande de fréquence. Par conséquent, chaque deux sommets seront reliés par un maximum de N arêtes. Chacune des arêtes correspond à exactement une bande

1. Les graphes dans lesquels deux sommets peuvent être reliés par plusieurs arêtes sont connus dans la littérature de la théorie des graphes par multigraphes ou pseudographes

de fréquence. Ainsi, chaque arête représente un triplet qui contient en plus des deux sommets reliés, l'indice de la bande de fréquence.

Nous définissons le degré d'orthogonalité entre les canaux de deux usagers secondaires k et k' sur la bande de fréquence n par le coefficient suivant

$$e_n(k, k') = \frac{|\mathbf{h}_{k,n} \mathbf{h}_{k',n}^*|}{\|\mathbf{h}_{k,n}\| \|\mathbf{h}_{k',n}\|}, \quad (5.35)$$

Il existe une arête notée $(v_k, v_{k'}, n)$ entre les sommets v_k et $v_{k'}$ correspondant à la bande n si et seulement si

$$e_n(k, k') > \varepsilon_s, \quad (5.36)$$

c.-à-d. les vecteurs des canaux sur la bande n des usagers k et k' ne sont pas ε_s -orthogonaux où ε_s est une constante entre 0 et 1 désignant un seuil d'orthogonalité. Dans ce cas, les deux sommets v_k et $v_{k'}$ sont dits n -adjacents.

5.2.3.1.2 Définition de la matrice des poids \mathbf{W} : nous définissons le degré d'orthogonalité entre le canal d'un usager secondaire k et un récepteur primaire $p_n \in \{1, \dots, N_P^{(n)}\}$ sur la bande de fréquence n par le coefficient suivant

$$e(k, p_n) = \frac{|\mathbf{h}_{k,n} \mathbf{g}_n^*(p_n)|}{\|\mathbf{h}_{k,n}\| \|\mathbf{g}_n(p_n)\|}. \quad (5.37)$$

Chaque sommet v_k dispose d'exactement N poids, donnés par la k -ième ligne de la matrice \mathbf{C} . Chacun de ces poids correspond à une bande de fréquence. Ainsi, le poids du sommet v_k qui correspond à la bande de fréquence n est donné par

$$c_{k,n} = \begin{cases} \|\mathbf{h}_{k,n}\|^2, & \text{si } \forall p_n : e(k, p_n) \leq \varepsilon_p, \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (5.38)$$

c.-à-d. le poids du sommet v_k est égal au gain du canal de l'usager k si et seulement si le canal de ce dernier est ε_p -orthogonal aux canaux de tous les récepteurs primaires qui opèrent sur la bande n . Sinon, ce poids est nul.

5.2.3.1.3 Définition du vecteur de disponibilité \mathbf{b} : notre modèle du système limite le nombre d'utilisateurs secondaires qui peuvent être servis dans chaque bande de fréquence. Cette limitation est causée par deux raisons, à savoir l'utilisation du ZFBF et la condition de zéro interférence par les récepteurs primaires. Par conséquent, le nombre de places que peuvent occuper les utilisateurs secondaires dans chaque bande de fréquence est limité à $M - N_P^{(n)}$. Nous définissons le vecteur \mathbf{b} de taille $N \times 1$ que nous appelons le vecteur de disponibilité et qui contient le nombre maximal d'utilisateurs secondaires que peut contenir chaque ensemble S_n . Chaque élément du vecteur \mathbf{b} est donné par

$$b_n = M - N_P^{(n)}. \quad (5.39)$$

Un exemple d'un multigraphe modélisant le système est donnée par la Fig. 5.7. Dans cet exemple, le graphe dessiné $G_e = (V_e, E_e, C_e)$ est composé de quatre sommets, $V_e = \{A, B, C, D\}$ représentant quatre utilisateurs secondaires. L'ensemble des arêtes est $E_e = \{(A, B, 2), (B, C, 1), (B, C, 2), (B, C, 3), (B, D, 1), (B, D, 2), (C, D, 1)\}$ et les éléments de la matrice C_e sont donnés par les poids des différents sommets.

5.2.3.2 Formulation du problème selon la théorie des graphes

Nous définissons dans cette section un problème de coloration similaire au problème du sous-graphe M -colorable à poids maximal sensible aux couleurs défini dans la section 4.3.2. Le nouveau problème s'applique aux multigraphes pondérés semblables au graphe défini dans la section précédente. La différence principale entre les deux problèmes est que deux sommets ne peuvent être colorés par la même couleur n que si ils sont n -adjacents. La deuxième différence est l'utilisation du vecteur de disponibilité qui limite le nombre de sommets qui peuvent recevoir chaque couleur. Nous appellerons ce nouveau problème, le problème du

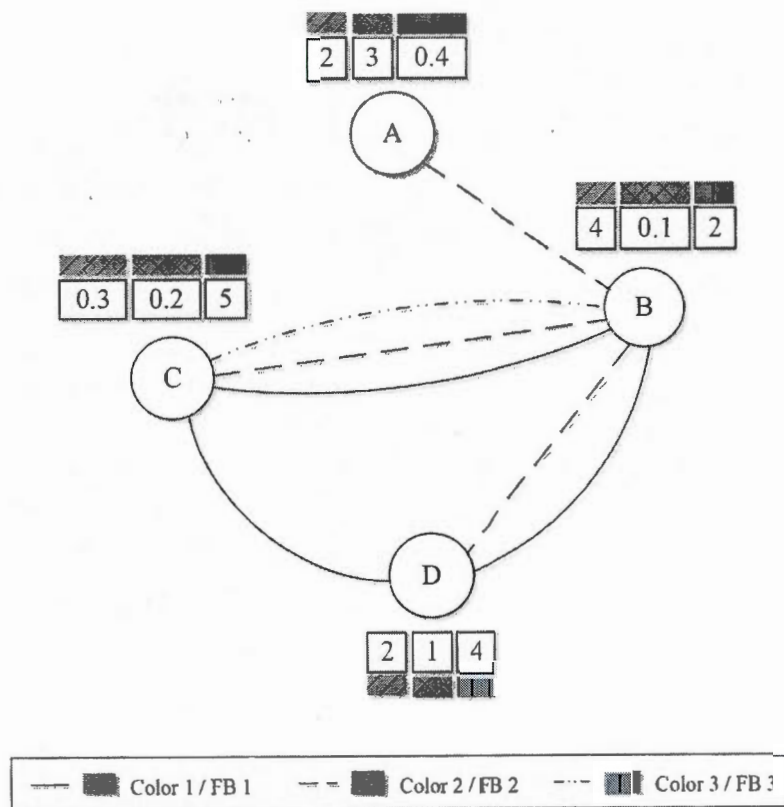


FIGURE 5.7: L'exemple d'un multigraphe modélisant un système qui contient quatre usagers secondaires et utilise trois bandes de fréquence.

sous-multigraphe M -colorable à poids maximal sensible aux couleurs.

En se basant sur la formulation du problème de partage du spectre et sur la modélisation du système en multigraphe, nous remarquons que :

- ◊ les sommets dans le graphe correspondent aux différents usagers secondaires,
- ◊ les arêtes entre les sommets renseignent sur les degrés d'orthogonalité entre les canaux des usagers secondaires,
- ◊ les poids des sommets renseignent sur la qualité des canaux ainsi que sur le degré d'orthogonalité entre les canaux des récepteurs secondaires et primaires,
- ◊ chaque couleur et chaque poids correspondent à une bande de fréquence précise, et
- ◊ le vecteur de disponibilité renseigne sur le nombre maximal d'usagers pouvant partager la même bande.

Par conséquent, résoudre le problème du sous-multigraphe M -colorable à poids maximal sensible aux couleurs nous permet d'obtenir plusieurs ensembles de sommets (c.-à-d. ensembles d'utilisateurs). Chaque ensemble est coloré par la même couleur (c.-à-d. utilise la même bande). Chaque ensemble S_n contient des sommets qui ne sont pas n -adjacent (c.-à-d. des utilisateurs avec des canaux presque orthogonaux). Les poids des sommets choisis ne sont pas nuls (c.-à-d. utilisateurs secondaires avec des canaux presque orthogonaux à ceux des récepteurs primaires). Finalement, la coloration maximise la somme des poids en respectant les limitations du vecteur de disponibilité (c.-à-d. maximise la somme des gains des canaux).

Dans la section suivante, nous présentons un algorithme simple qui résout le problème de coloration et permet ainsi d'obtenir un partage du spectre vu que les deux problèmes sont analogues.

5.2.4 Algorithme glouton

5.2.4.1 Description de l'algorithme

L'algorithme commence par construire le graphe modélisant le système. Il utilise les matrices des coefficients instantanés des canaux entre la station de base et les utilisateurs secondaires \mathbf{H} et entre la station de base et les récepteurs primaires \mathbf{G} . L'algorithme utilise aussi les seuils d'orthogonalité ε_s et ε_p . Par la suite, l'algorithme effectue plusieurs itérations pendant lesquelles plusieurs opérations vont être répétées. Pour chaque itération, l'algorithme choisit le meilleur sommet à colorer, soit celui que l'algorithme considère comme le choix optimal localement. Le critère selon lequel l'algorithme effectue son choix est d'une importance majeure sur la qualité de la coloration finale. Après le choix du sommet et sa coloration, l'algorithme procède à la mise à jour des poids des sommets adjacents au sommet récemment coloré. L'algorithme s'intéresse seulement aux sommets sans couleurs en substituant leurs poids qui correspondent à la couleur utilisée par des zéros. Une autre mise à jour concerne le vecteur de disponibilité et s'effectue en décrémentant l'élément de \mathbf{b} qui correspond à la couleur utilisée.

L'algorithme termine ses itérations lorsqu'une des deux conditions suivantes est satisfaite :

- ◇ le vecteur de disponibilité est égal au vecteur nul ; ou
- ◇ tous les sommets sont colorés.

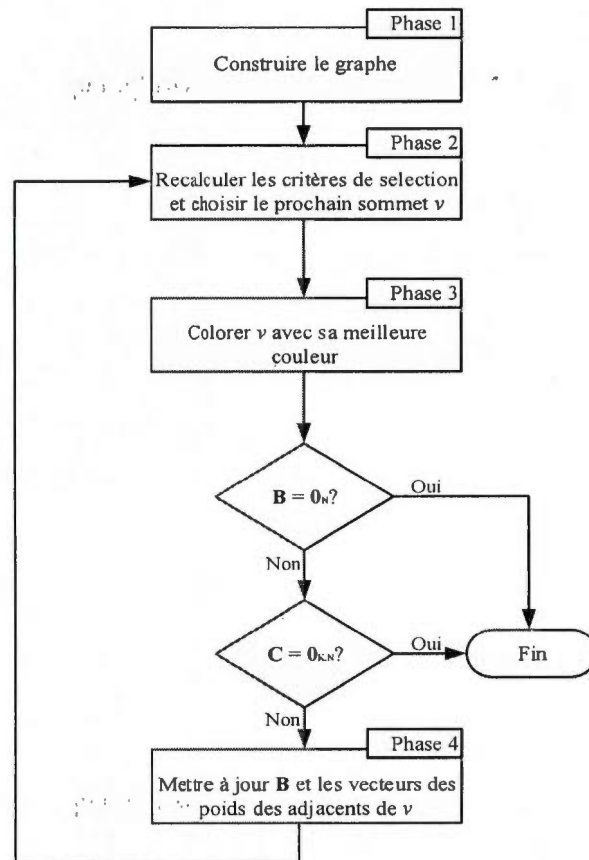


FIGURE 5.8: Un organigramme représentant l'algorithme glouton proposé.

Les différentes étapes de l'algorithme proposé sont résumées dans l'organigramme de la figure 5.8. Les notations $\mathbf{0}_N$ et $\mathbf{0}_{K,N}$ désignent le vecteur nul de taille $N \times 1$ et la matrice nulle de taille $K \times N$, respectivement.

5.2.4.2 Les critères de sélection

L'étape la plus importante de tout algorithme glouton est l'étape dans laquelle il fait le choix du prochain mouvement à entreprendre. Pour l'algorithme proposé, cette étape correspond au choix du prochain sommet à colorer. La façon avec laquelle ce choix est fait

aura sans doute un effet important sur les performances de l'algorithme. Pour les graphes simples et non pondérés, la plupart des algorithmes heuristiques de coloration choisissent de colorer à chaque nouvelle itération le sommet qui possède le plus grand degré, c.-à-d. le sommet ayant le plus grand nombre de sommets adjacents. Ces algorithmes se basent sur l'idée que la coloration du sommet avec un grand degré devient plus difficile si elle est retardée. Toutefois, la structure du graphe formulé pour notre problème (plus précisément les poids et les arêtes multiples et le vecteur de disponibilité) nous incite à définir un nouveau critère de sélection. En effet, nous concevons quatre critères de sélection qui seront comparées plus tard dans ce chapitre. Ils sont définis comme suit :

1. $C_d(v_k)$ désigne le degré des poids du sommet v_k . Il s'agit de la somme de tous les poids du sommet v_k . Lorsque l'algorithme utilise ce critère de sélection, la somme des poids de la solution augmente considérablement lors des premières itérations. Toutefois, la solution finale peut être pénalisée si les sommets choisis lors des premières itérations ont un grand nombre de sommets adjacents.
2. $E_d(v_k)$ désigne le degré des arêtes du sommet v_k . Il s'agit de la somme de toutes les arêtes ayant comme extrémités v_k et un sommet non coloré. Les résultats de simulation montreront que ce critère est le moins performant vu qu'il ne prend pas en compte les poids des sommets.
3. $D_d(v_k)$ est donné par la différence entre les deux plus grands poids du sommet v_k . En utilisant ce critère, l'algorithme va colorer le sommet v_k (celui avec le plus grand $D_d(v_k)$) avec sa meilleure couleur avant ses sommets adjacents. Par conséquent, v_k qui a un poids largement meilleur que ses autres poids ne sera pas pénalisé par une longue attente.
4. $M_d(v_k)$ est le critère le plus complexe de point de vue algorithmique mais qui réussit souvent à réaliser de bonnes performances. Nous définissons $M_d^{(n)}(v_k)$ comme étant la différence entre le n ième poids de v_k et le plus grand n -ième poids parmi tous ses sommets adjacents et non colorés, c.-à-d.

$$M_d^{(n)}(v_k) = \max_{k'} (c_{k,n} - c_{k',n}) \quad \forall \{v_k, v_{k'}, n\} \in E, \quad (5.40)$$

où v_k est un sommet qui n'est pas encore coloré. La valeur du critère $M_d(v_k)$ est la valeur du plus grand élément $M_d^{(n)}(v_k)$. La logique derrière ce quatrième critère est que tout sommet va être comparé uniquement à ses sommets adjacents. Par conséquent, le sommet ayant le plus grand $M_d(v_k) = \max_n M_d^{(n)}(v_k)$ se verra attribuer sa meilleure couleur avant ses sommets adjacents.

5.2.4.3 Mise à jour des poids

Au lieu d'utiliser une affectation statique des poids, l'algorithme glouton proposé peut mettre à jour les poids des sommets à chaque nouvelle itération. Cette mise à jour permettra d'effectuer un meilleur choix du sommet à colorer en tenant compte des choix effectués précédemment. Les poids sont mis à jour en se basant sur l'algorithme de sélection des usagers semi-orthogonaux proposé dans (Yoo et Goldsmith, 2006).

La phase de mise à jour est effectuée entre les phases 2 et 4 (voir la Fig. 5.8 afin de repérer les différentes phases). Nous changeons aussi la manière avec laquelle les poids initiaux sont définis. Nous définissons ainsi dans ce qui suit deux étapes, à savoir une étape d'initialisation et une étape de mise à jour. Ces deux étapes peuvent être résumées comme suit.

5.2.4.3.1 Étape d'initialisation : dans cette étape, nous avons besoin de définir une nouvelle matrice pour chaque bande de fréquence n . Cette matrice est de taille $M \times M$ et elle est donnée par

$$Proj(n)^{(0)} = \sum_{p_n=1}^{N_P^{(n)}} \frac{\mathbf{g}_n(p_n)^* \mathbf{g}_n(p_n)}{|\mathbf{g}_n(p_n)|^2}. \quad (5.41)$$

Au lieu d'utiliser l'équation (5.38), le poids du sommet v_k qui correspond à la bande de fréquence n est donné maintenant par

$$c_{k,n}^{(0)} = \begin{cases} |\mathbf{q}_{k,n}^{(0)}|, & \text{si } \forall p_n : e(k, p_n) \leq \varepsilon_p. \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (5.42)$$

Algorithme 3: Algorithme de la phase de mise à jour des poids

$i \leftarrow$ Indice de l'itération courante ;
 $Proj(\bar{n})^{(i)} = Proj(\bar{n})^{(i-1)} + \frac{\mathbf{q}_{k,\bar{n}}^{(i-1)*} \mathbf{q}_{k,\bar{n}}^{(i-1)}}{|\mathbf{q}_{k,\bar{n}}^{(i-1)}|^2} ;$
pour chaque v_k non \bar{n} -adjacent à v_k **faire**
 $\mathbf{q}_{k,\bar{n}}^{(i)} = \mathbf{h}_{k,\bar{n}} (\mathbf{I} - Proj(\bar{n})^{(i)}) ;$
 si $c_{k,\bar{n}}^{(i-1)} > 0$ **alors**
 $c_{k,\bar{n}}^{(i)} = \|\mathbf{q}_{k,\bar{n}}^{(i)}\| ;$
 fin
fin

où $\mathbf{q}_{k,n}^{(0)}$ est le vecteur obtenu par la projection de $\mathbf{h}_{k,n}$ dans le sous-espace vectoriel engendré par les vecteurs des canaux entre la station de base et les récepteurs primaires opérant sur la bande n

$$\mathbf{q}_{k,n}^{(0)} = \mathbf{h}_{k,n} (\mathbf{I} - Proj(n)^{(0)}) . \quad (5.43)$$

5.2.4.3.2 Étape de mise à jour : à chaque fois que l'algorithme colore un nouveau sommet v_k par une couleur \bar{n} , il procède à la mise à jour des poids qui correspondent à la bande \bar{n} des sommets non \bar{n} -adjacents à v_k . Cette mise à jour est donnée par l'algorithme 3.

5.2.4.4 Réduction de la rétroaction secondaire (Feedback)

Dans l'algorithme proposé, la station de base doit disposer de tous les coefficients des canaux entre la station de base et les récepteurs secondaires et primaires (c.-à-d. les matrices \mathbf{H} et \mathbf{G}) afin de construire le graphe. Il est évident que cette hypothèse permet à l'algorithme d'avoir des performances élevées. Toutefois, elle est gourmande en ressources vu que tous les usagers secondaires, qui peuvent être nombreux, doivent envoyer leurs coefficients de canal via un canal de rétroaction réservé. Par conséquent, nous proposons une approche simple qui vise à réduire la quantité de *feedback* en introduisant un petit délai avant de commencer la transmission des données utiles. L'approche de réduction proposée se décrit comme suit :

1. la station de base reçoit dans un premier temps les coefficients des canaux entre ses antennes et les récepteurs primaires ;
2. la station de base diffuse (envoie en broadcast) ses coefficients à tous les usagers secondaires ;
3. chaque usager secondaire évalue le degré d'orthogonalité (calculé en utilisant l'équation (5.37)) entre son canal et celui de chaque usager primaire ;
4. finalement, l'usager secondaire k envoie ses coefficients du canal correspondant à la bande n à la station de base si et seulement si $\forall p_n : e(k, p_n) \leq \varepsilon_p$.

Comparée à l'approche traditionnelle dans laquelle tous les usagers secondaires envoient leurs coefficients vers la station de base, la nouvelle approche oblige seulement les usagers secondaires ayant des canaux presque orthogonaux aux récepteurs primaires à envoyer leurs coefficients. Par conséquent, il est clair que la quantité de *feedback* va être réduite, surtout pour des systèmes avec un grand nombre d'usagers secondaires. Un petit délai sera toutefois introduit ; il correspond au temps nécessaire pour la diffusion des coefficients des canaux primaires vers les usagers secondaires.

5.2.5 Étude de l'équité

La métrique de performance à maximiser par l'algorithme de partage du spectre proposé dans chaque intervalle de temps est le débit total du système. Pour réussir à atteindre cet objectif, l'algorithme mise beaucoup sur les usagers qui disposent des canaux ayant de meilleures conditions. Cette stratégie, souvent qualifiée d'opportuniste dans la littérature, est clairement non équitable vis à vis des usagers qui souffrent de mauvaises conditions de canal pendant de longues durées de temps. Par conséquent, l'algorithme proposé doit être modifié afin d'augmenter le degré d'équité qu'il offre entre les usagers. Il ne doit sacrifier toutefois qu'une petite partie du débit total du système. Un bon compromis entre équité et débit peut être atteint en utilisant l'algorithme d'équité proportionnelle (Viswanath *et al.*, 2002). Nous appliquons ainsi quelques modifications sur l'algorithme proposé afin d'assurer l'équité proportionnelle.

Toutes les phases du nouvel algorithme ZFBF PF sont similaires à l'algorithme initial. La seule modification réside dans l'initialisation et la mise à jour de la matrice des poids \mathbf{C} . La mise à jour que nous proposons ici est totalement différente de celle présentée dans la section 5.2.4.3. En effet, la mise à jour de la section précédente se fait pour chaque itération tandis que la mise à jour que nous présentons dans cette section est effectuée à la fin de chaque intervalle de temps (c.-à-d. à la fin de l'algorithme).

L'algorithme ZFBF garde une trace du gain moyen du canal de chaque usager sur une période donnée. Par la suite, au lieu d'utiliser l'équation (5.38) pour calculer le vecteur des poids de chaque usager, le nouvel algorithme calcule ces poids comme suit

$$c_{k,n}(t) = \begin{cases} \frac{\|\mathbf{h}_{k,n}(t)\|^2}{T_{k,n}(t)}, & \text{si } \forall p_n : e(k, p_n) \leq \varepsilon_p, \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (5.44)$$

où t est l'indice de l'intervalle de temps courant et $T_{k,n}(t)$ représente le gain moyen du canal de l'utilisateur k sur la bande n . Ce dernier est mis à jour de la façon suivante

$$T_{k,n}(t+1) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{\omega}\right) T_{k,n}(t) + \frac{c_{k,n}(t)}{\omega}, & \text{si } k \in S(t), \\ \left(1 - \frac{1}{\omega}\right) T_{k,n}(t), & \text{sinon,} \end{cases} \quad (5.45)$$

où ω est la fenêtre de temps sur laquelle on calcule les moyennes et $S(t) = \bigcup_{n=1}^N S_n(t)$ est l'ensemble de tous les usagers servis pendant l'intervalle de temps t .

L'algorithme ZFBF PF choisit un usager lorsque le gain instantané de son canal est proche de son gain moyen. De cette manière, un usager avec une mauvaise condition du canal garde toutes ses chances d'être servi à un moment donné. De plus, l'équité proportionnelle permet à l'algorithme d'extraire un degré important de diversité multi-usagers (Viswanath *et al.*, 2002).

Afin d'évaluer le degré d'équité à long terme de l'algorithme proposé, nous utilisons l'indice d'équité proposé dans (Jain *et al.*, 1984) et connu sous le nom de l'indice de Jain. Pour notre système, cet indice est donné par

$$\mathcal{J} = \frac{\left(\sum_{k=1}^K \bar{R}_k \right)^2}{\sum_{k=1}^K \bar{R}_k^2}, \quad (5.46)$$

où \bar{R}_k est le débit moyen de l'utilisateur k .

5.2.6 Formulation en problème de programmation en nombres binaires (BIP)

Dans cette section, nous formulons le problème de coloration formulé en tant que problème de programmation en nombres binaires. Cette formulation nous permettra de trouver la solution optimale au problème de coloration. Même si nous savons très bien que la recherche d'une solution optimale ne peut être fructueuse que pour des problèmes d'assez petites tailles (puisque le problème est montré être \mathcal{NP} -difficile), cette formulation nous permettra d'évaluer la qualité des solutions obtenues par l'heuristique proposée.

Soient les variables binaires suivantes

$$\begin{aligned} a_{k,n} &= 1 && \text{si le sommet } v_k \text{ est coloré par } n \\ &= 0 && \text{sinon.} \end{aligned}$$

Par conséquent, le problème de coloration peut être formulé comme un problème BIP de la façon suivante

$$\text{Maximiser } \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N c_{k,n} a_{k,n} \quad (5.47)$$

sous les contraintes suivantes

$$\sum_{n=1}^N a_{k,n} \leq 1 \quad \forall k \quad (5.48)$$

$$\sum_{k=1}^K a_{k,n} \leq b_n \quad \forall n \quad (5.49)$$

$$a_{k,n} + a_{k',n} \leq 1 \quad \forall n \text{ et } \forall \{v_k, v_{k'}\} \in E \quad (5.50)$$

$$a_{k,n} \in \{0, 1\} \quad \forall k, n \quad (5.51)$$

La contrainte (5.48) garantit que chaque usager secondaire soit servi dans exactement une bande de fréquence. Cette première contrainte est équivalente à celle qui limite le nombre de couleurs que reçoit un sommet dans n'importe quel algorithme de coloration. La contrainte (5.49) garantit que le nombre d'utilisateurs secondaires qui peuvent partager une bande de fréquence ne dépasse pas le nombre des places permises par le vecteur de disponibilité. La contrainte (5.50) garantit que deux usagers qui ne sont pas ε_s -orthogonaux ne partagent pas la même bande de fréquence. Cette dernière contrainte est équivalente à celle qui interdit à deux sommets n -adjacents de recevoir la même couleur n .

5.2.7 Étude des performances

Dans cette section, nous donnons dans un premier temps la formule de la complexité algorithmique au pire cas de l'algorithme glouton proposé. Nous comparons par la suite la complexité de l'algorithme glouton à celle de l'algorithme de coloration optimale en termes de temps d'exécution. La coloration optimale est obtenue en résolvant le problème BIP formulé dans la section précédente. Pour résoudre le problème, nous utilisons le solveur *bintprog* du logiciel MATLAB. Ce solveur utilise un algorithme de type séparation et évaluation (plus connu sous son nom anglais de "branch and bound"). À chaque nouvelle itération de ce solveur, l'algorithme résout un programme linéaire obtenu en substituant la contrainte (5.51) par une contrainte plus faible pour des $a_{k,n}$ réels, $0 \geq a_{k,n} \leq 1$. Une description détaillée du solveur peut être consultée dans (Mathworks, 2002). La deuxième partie de cette section analyse les performances en termes de débit total du système et d'équité entre les usagers.

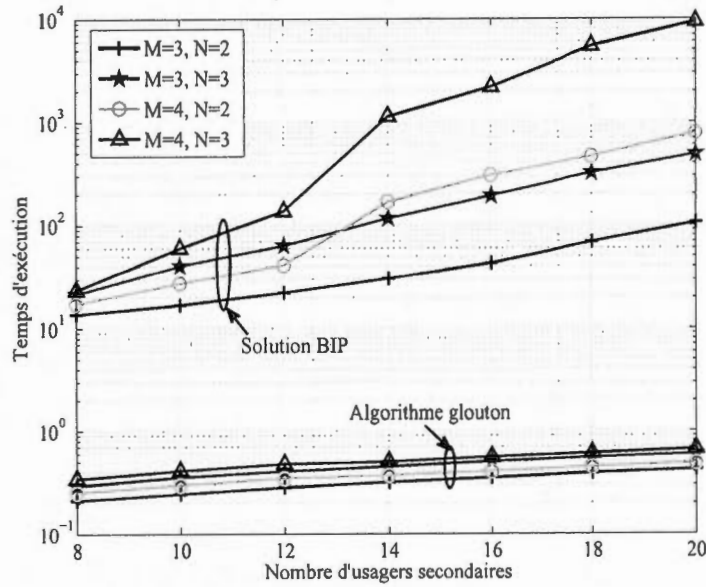


FIGURE 5.9: Comparaison des temps d'exécution entre l'algorithme glouton (qui utilise C_d) et l'algorithme de coloration optimale.

Ces performances seront comparées à celles obtenues par l'algorithme de coloration optimale.

5.2.7.1 Étude de la complexité algorithmique

Nous évaluons la complexité algorithmique de l'algorithme proposé en fonction de la taille du problème exprimée avec M , N et K . La complexité de la phase de la construction du graphe correspond à la complexité de la construction des arêtes qui est égale à $O(MNK^2)$ en plus de la complexité du calcul initial des poids qui est égale à $O(MNK)$. Par conséquent cette première phase a une complexité asymptotique de

$$C_1 = O(MNK(K+1)) = O(MNK^2). \quad (5.52)$$

Dans chaque nouvelle itération, l'algorithme calcule la valeur du critère de sélection pour chaque sommet. Si le critère C_d est utilisé, alors cette étape a une complexité de $O(NK)$. L'algorithme cherche par la suite le sommet qui possède la valeur maximale du critère de

sélection. Cette opération a une complexité de $O(K)$. Les itérations de l'algorithme ont une complexité de

$$C_2 = O(\mathcal{S}_{\mathbf{b}}(K + NK)) = O(\mathcal{S}_{\mathbf{b}}NK), \quad (5.53)$$

où $\mathcal{S}_{\mathbf{b}}$ représente la somme de tous les éléments du vecteur \mathbf{b} . Puisque chaque élément de \mathbf{b} ne peut excéder M , alors nous avons $\mathcal{S}_{\mathbf{b}} \leq MN$. Par conséquent, la complexité de l'algorithme glouton (en excluant les complexités de calcul des vecteurs de précodage et de l'algorithme du *waterfilling*) est donnée par

$$C = C_1 + C_2 = O(MNK(N + K)). \quad (5.54)$$

Nous comparons dans la figure 5.9 les temps moyens d'exécution des deux algorithmes de coloration gloutonne et optimale en faisant varier les valeurs de M , N , et K . Nous remarquons que la complexité de l'algorithme optimale est extrêmement plus élevée que celle de l'algorithme glouton, surtout pour des valeurs assez grandes de M , N , et K . Ce dernier possède une complexité très réduite qui augmente d'une façon quadratique avec le nombre d'utilisateurs secondaires au pire cas.

5.2.7.2 Résultats des simulations

Nous discutons l'impact des deux seuils d'orthogonalité utilisés par l'algorithme glouton pour la construction du graphe sur les performances en termes de débit total du système. La figure 5.10 montre l'évolution du débit en fonction du seuil ε_s . Nous utilisons le critère M_d et un système avec les paramètres suivants, $N = 3$, $\mathbf{b} = (M - 2, M - 1, M - 1)$, $P = 10$ dB et $\varepsilon_p = 0,55$. Lorsque ε_s est assez petit, l'algorithme construit des graphes très denses (graphes où le nombre d'arêtes avoisine le nombre maximal possible d'arêtes). Le débit se voit ainsi pénalisé puisque l'algorithme construit de très petits ensembles d'utilisateurs. Tandis que lorsque ε_s est assez grand, les graphes construits sont plutôt creux ce qui permet de choisir des utilisateurs ayant des canaux presque parallèles, pénalisant ainsi les performances de

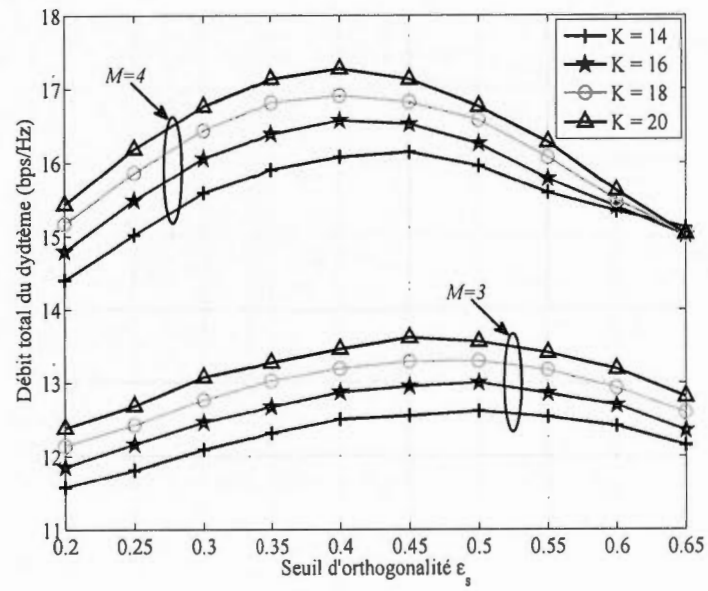


FIGURE 5.10: Débit total du système en fonction du seuil d'orthogonalité ε_s .

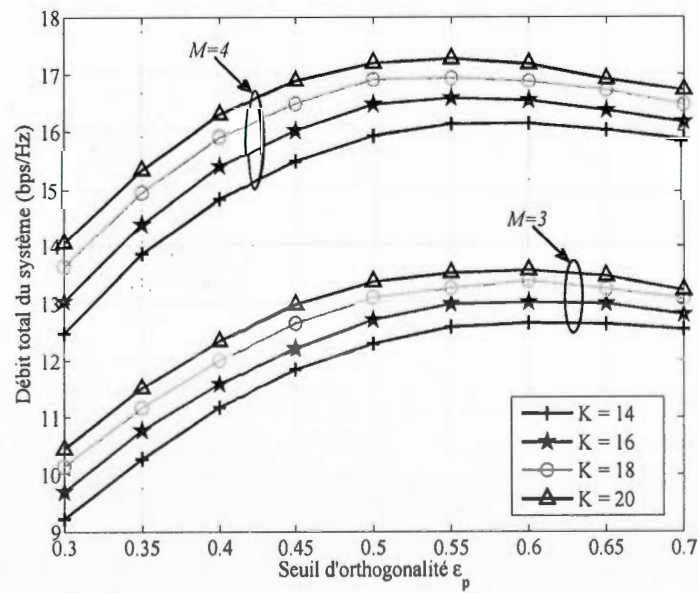


FIGURE 5.11: Débit total du système en fonction du seuil d'orthogonalité ε_p .

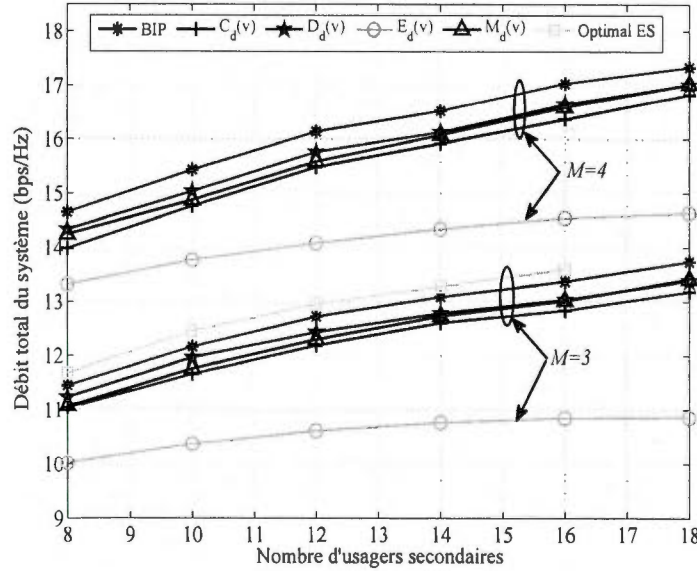


FIGURE 5.12: Débit total du système en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires K .

l'algorithme.

En utilisant le même système utilisé précédemment et en fixant ε_s à 0,42, nous traçons dans la figure 5.11 l'évolution du débit en fonction du seuil ε_p . La valeur de ε_p affecte la phase de calcul des poids des sommets. Lorsque ε_p est assez petit, les vecteurs des poids sont creux (constitués principalement de zéros). L'algorithme construit dans ce cas de petits ensembles d'utilisateurs ce qui pénalise sévèrement le débit du système. Tandis que lorsque ε_p est assez grand, l'algorithme choisit des utilisateurs secondaires ayant des canaux presque parallèles aux canaux des récepteurs primaires, ce qui pénalise aussi le débit total. Dans les prochaines simulations, nous utilisons les valeurs de ε_s et ε_p qui donnent les meilleures performances selon les valeurs de K et M . Le seuil ε_s est choisi dans l'intervalle $[0, 40, 45]$ et le seuil ε_p est choisi dans l'intervalle $[0, 50, 6]$.

Dans la figure 5.12, nous traçons le débit total du système en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires pour $M = 3$ (les courbes inférieures) et $M = 4$ (les courbes supérieures). Nous comparons dans cette figure les performances de l'algorithme glouton et de la coloration optimale. La figure présente aussi les performances du partage optimal du spectre (pour $M =$

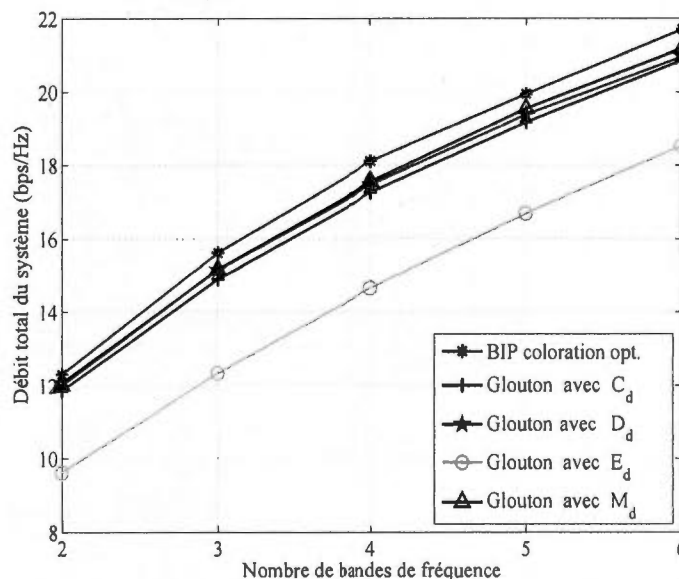


FIGURE 5.13: Débit total du système en fonction du nombre des bandes de fréquence N .

3 et $K \leq 16$). Ce dernier peut être obtenu en effectuant une recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons d'ensembles possibles. Il est clair que cette approche de force brute souffre d'une complexité excessivement élevée (même en la comparant à la coloration optimale). Les paramètres du système sont choisis comme suit, $N = 3$, $\mathbf{b} = (M - 2, M - 1, M - 1)$ et $P = 10$ dB. Nous remarquons que les performances de l'algorithme changent selon le critère de sélection choisi. Le critère E_d obtient, comme prévu, les plus mauvais résultats puisqu'il ne tient pas en compte les poids des sommets qui renseignent sur la qualité des canaux des usagers. Les performances des deux critères M_d et D_d sont assez proches, surtout lorsque K va au-delà de 14 usagers. Ils arrivent à obtenir un meilleur débit puisqu'ils privilégient les sommets qui peuvent être pénalisés s'ils ne sont pas choisis pendant les premières itérations. En utilisant le meilleur critère de sélection, l'algorithme glouton réussit à approcher les performances de la coloration optimale. En effet, l'écart de performances entre l'algorithme proposé (utilisant le critère M_d) et la coloration optimale ne dépasse pas les 3%. De plus, l'écart de performance entre l'algorithme proposé et l'algorithme de force brute ne dépasse pas les 5%.

Nous traçons dans la figure 5.13 le débit total du système en fonction du nombre de

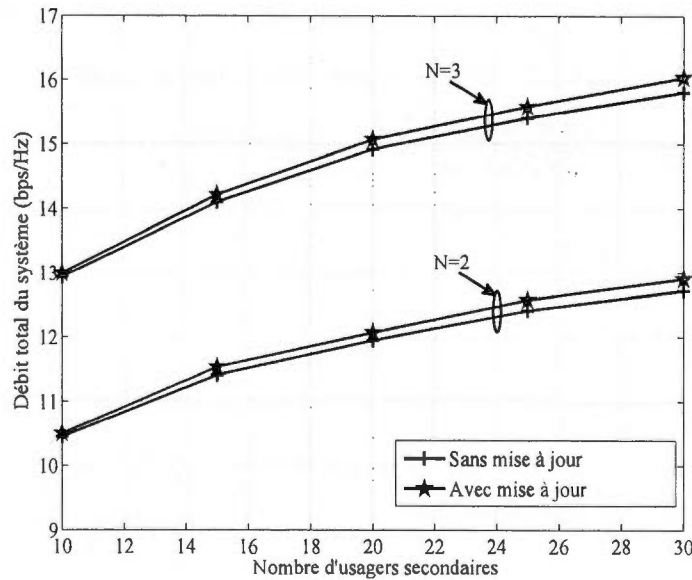


FIGURE 5.14: Débit total du système en fonction de K avec et sans la phase de mise à jour des poids.

bandes de fréquence pour un système ayant les paramètres suivants, $M = 3$, $K = 20$, $P = 10$ dB et $N_{pn} = 1$ pour tout $n \in \{1, \dots, N\}$. Nous remarquons encore une fois que les deux critères de sélection M_d et D_d donnent le meilleur débit comparés aux deux autres critères. Toutefois, lorsqu'on augmente le nombre de bandes de fréquence, le critère M_d donne un meilleur débit que le critère D_d . En effet, lorsque N prend de grandes valeurs, la taille des vecteurs des poids augmente aussi et les valeurs du critère D_d deviennent similaires pour plusieurs sommets réduisant ainsi les possibilités de choix de l'algorithme. Les performances du critère M_d ne sont pas affectées par l'augmentation du nombre de bandes et restent très proches des performances de la coloration optimale. L'écart de performance du critère M_d reste quasiment le même pour différentes valeurs de N . Un écart qui reste négligeable si on prend en compte l'immense gain en termes de complexité. En effet, l'algorithme glouton avec M_d est 10^4 plus rapide que la coloration optimale pour $N = 6$, $K = 20$ and $M = 3$.

Nous évaluons dans la figure 5.14 l'impact de la phase de mise à jour des poids sur les performances de l'algorithme glouton. Nous traçons dans cette figure le débit total obtenu avec et sans inclure la phase de mise à jour en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires.

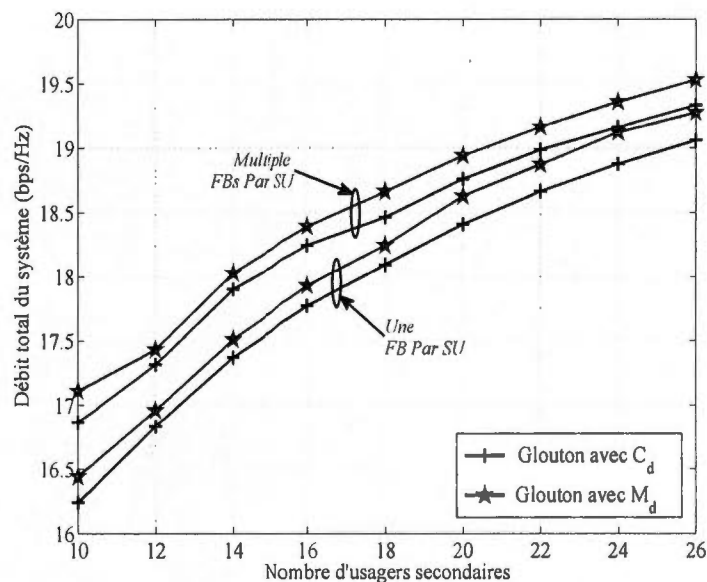


FIGURE 5.15: Débit total du système en fonction de K (une bande vs. plusieurs bandes par usager).

Le critère de sélection utilisé est C_d et les autres paramètres sont $M = 3$, $P = 10$ dB et $N_{p_n} = 1$ pour tout n . Nous remarquons que l'ajout de la phase de mise à jour des poids permet d'obtenir un gain de 1% et permet ainsi d'approcher davantage les performances optimales. L'ajout de cette phase à l'algorithme principal possède toutefois l'inconvénient d'ajouter un peu de complexité à l'algorithme. Par conséquent, la question d'ajouter ou non la phase de mise à jour trouve réponse dans le compromis performance/complexité qu'on cherche à atteindre.

Lorsque les usagers secondaires peuvent recevoir les données simultanément sur plusieurs bandes de fréquence, l'algorithme glouton proposé doit subir quelques modifications mineures. Plus précisément, l'algorithme permettra à chaque sommet d'être coloré avec plusieurs couleurs à la fois. En effet, une fois que l'algorithme choisit un nouveau sommet dans sa phase 2, seul le poids correspondant à son premier choix de couleur est réduit à zéro. Ses autres poids restent intacts. Les poids correspondant à la même couleur des sommets adjacents se voient aussi réduits à zéros. Les autres phases de l'algorithme restent inchangées. Nous comparons dans la figure 5.15 le débit du système lorsque chaque usager utilise une

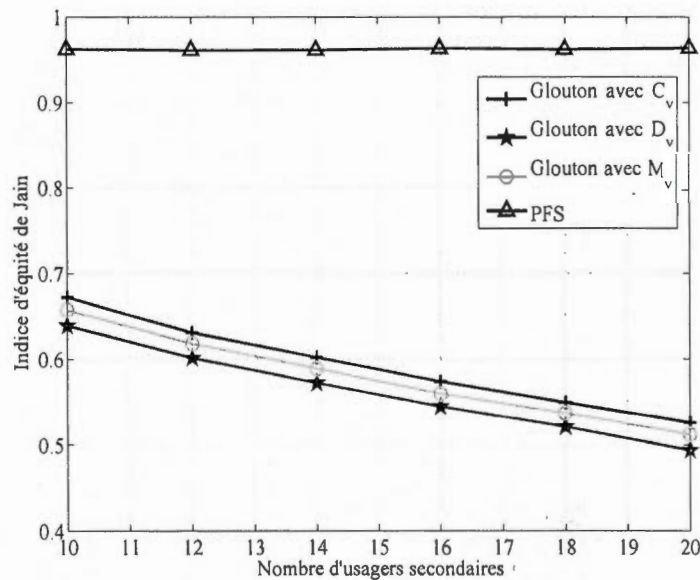


FIGURE 5.16: Indice d'équité de Jain (Jain *et al.*, 1984) en fonction du nombre d'utilisateurs secondaires K .

seule bande (courbes inférieures) et celui lorsque chaque usager peut utiliser plusieurs bandes (courbes supérieures). La figure montre que le débit total du système est amélioré lorsque les usagers secondaires peuvent utiliser plus d'une bande à la fois. Cette amélioration devient négligeable pour des grandes valeurs de K . Ceci est dû au fait que l'algorithme affecte rarement plusieurs bandes de fréquence à un même usager lorsque le choix d'utilisateurs devient plus important à cause de la diversité multi-usagers.

Les figures 5.16 et 5.17 comparent les degrés d'équité de l'algorithme glouton et de l'algorithme ZFBF PF. La figure 5.16 montre que l'algorithme ZFBF PF permet d'atteindre un indice de Jain de 96% qui est beaucoup plus élevé que celui obtenu par l'algorithme glouton pour les différents critères de sélection. Ce dernier atteint un indice qui se situe entre 67% et 49% selon le nombre d'utilisateurs et le critère de sélection utilisé. De plus, l'indice de Jain de l'algorithme glouton diminue considérablement lorsqu'on augmente le nombre d'utilisateurs puisqu'il cherche toujours à servir les usagers ayant les meilleurs canaux. Tandis que l'algorithme ZFBF PF maintient le même indice indépendamment de la valeur de K . La figure 5.17 trace le débit moyen de chaque usager secondaire. Le nombre d'utilisateurs secondaires est $K = 50$

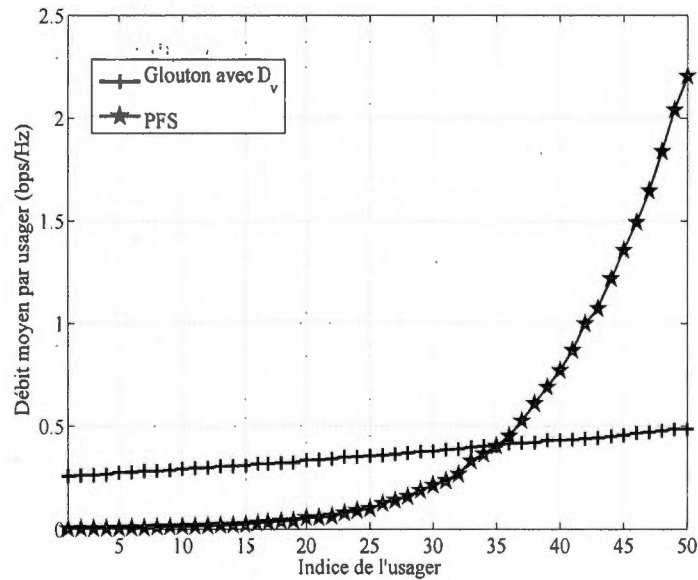


FIGURE 5.17: Le débit moyen par usager secondaire.

placés d'une manière aléatoire autour de la station de base selon une distribution uniforme dans un intervalle de 0,5 à 1,5 (représentant la distance qui les séparent de la station de base). Nous utilisons un exposant d'affaiblissement de parcours de $\alpha = 4$. Nous remarquons que contrairement à l'algorithme glouton qui favorise toujours les usagers situés à proximité de la station de base (c.-à-d. ceux avec des SNR élevés), l'algorithme ZFBF PF donne presque la même chance de service à tous les usagers. Par conséquent, aucun usager ne souffrira d'un manque de service, pas même les plus éloignés.

5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté de nouveaux algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux à radios cognitives multi-antennes. Le réseau étudié est composé d'un réseau secondaire avec infrastructure qui coexiste avec un ou plusieurs réseaux primaires. Les deux premiers algorithmes se basent sur la technique d'affectation d'antennes avec des objectifs différents, soit l'objectif de maximiser le nombre des usagers servis ou l'objectif d'assurer une équité parfaite entre les usagers. Les deux algorithmes possèdent des complexités

algorithmiques réduites. Nous avons évalué les performances des deux algorithmes par des simulations et nous les avons comparées aux performances optimales. Le troisième algorithme se base sur la technique de formation des faisceaux et utilisent une formulation du problème en théorie des graphes. Il possède aussi une complexité algorithmique réduite grâce à son caractère glouton. Nous avons proposé une amélioration de l'algorithme proposé afin d'assurer un niveau d'équité plus haut. Les simulations réalisées ont permis de prouver l'intérêt de l'algorithme glouton proposé qui propose un bon compromis entre la complexité et le débit total du système.

CHAPITRE VI

CONCLUSION

Nous avons présenté tout au long de cette thèse plusieurs algorithmes d'allocation des ressources pour la prochaine génération des réseaux sans fil. Cette génération repose principalement sur l'utilisation de plusieurs technologies émergentes, à savoir la technologie MU-MIMO et la radio-cognitive. Malgré le nombre important d'algorithmes d'allocation des ressources qui existent dans la littérature, leur utilisation pour ce genre de technologies ne permet pas de tirer profit de tous les avantages qu'ils proposent. De plus, les technologies étudiées présentent plusieurs nouveaux défis de conception en vue de l'amélioration de la qualité des communications sans fil. En effet, la technologie MIMO permet au réseau de disposer d'une nouvelle ressource, à savoir la ressource spatiale, qui doit être gérée d'une manière efficace. Tandis que la technologie radio-cognitive pousse les concepteurs d'allocation des ressources à repenser la gestion du spectre radio.

Nous avons commencé cette thèse en proposant un algorithme d'allocation des ressources pour les réseaux MIMO-CDMA. Cet algorithme gère plusieurs ressources, à savoir la ressource spatiale, la ressource code, la ressource temporelle ainsi que la ressource puissance. Il tire profit du gain en multiplexage des systèmes MIMO, de la robustesse de la technique d'accès multiple CDMA et de la diversité multi-usager. L'algorithme proposé, auquel nous avons donné le nom de TSSA, se base sur une formulation de l'allocation des ressources en un problème de coloration des graphes pondérés. Vu que le problème formulé est connu d'être \mathcal{NP} -difficile, le TSSA repose sur l'utilisation de la métaheuristique de recherche tabou afin d'approcher le débit maximal du système avec un temps d'exécution assez réduit. En effet, la complexité algorithmique constitue un critère déterminant lors de la conception des algorithmes d'allocation des ressources. Ces derniers doivent prendre des décisions importantes

dans une période assez serrée afin de maximiser le temps alloué à la transmission des données utiles. Les simulations ainsi que l'étude de la complexité fournies dans cette thèse démontrent que le TSSA propose un bon compromis entre la complexité algorithmique et le débit qu'il permet d'atteindre.

Vu qu'un système parfait n'existe pas en pratique, nous avons étudié l'impact de deux imperfections sur les performances de l'allocation des ressources. Les imperfections étudiées sont premièrement la disponibilité d'une information erronée sur l'état des canaux et deuxièmement la non-orthogonalité des codes d'étalement du spectre. Par le biais de plusieurs simulations, nous avons montré puis discuté l'impact de ces imperfections dans plusieurs scénarios.

Dans notre étude de l'allocation des ressources dans les réseaux MIMO-CDMA, nous avons aussi proposé trois algorithmes qui visent à satisfaire des objectifs autres que la maximisation du débit total du système. Les objectifs des trois algorithmes sont la minimisation des délais de service et la maximisation de l'équité entre les usagers. En se basant sur une conception trans-couches, nous avons utilisé l'information disponible au niveau de la couche physique et au niveau des files d'attente de la station de base afin de maximiser les performances de l'algorithme fonctionnant au niveau de la couche MAC. Finalement, nous avons comparé les performances des algorithmes proposés par le biais de plusieurs simulations.

Nous avons conçu par la suite deux algorithmes d'allocation des ressources pour les réseaux à radios cognitives. Ces algorithmes réalisent un partage du spectre entre les liens secondaires tout en contrôlant les puissances d'émission de ces derniers afin de protéger les transmissions primaires. Nous avons commencé par la formulation du problème d'allocation des ressources en un problème très connu de la théorie de l'optimisation combinatoire, à savoir le problème du sac à dos. Afin de concevoir le premier algorithme, nous avons reformulé le problème en un problème de coloration. Le premier algorithme intitulé GreSS utilise une approche heuristique gloutonne afin de trouver une coloration, synonyme d'une affectation de spectre, dans un temps réduit. Il effectue par la suite une allocation de puissance très simple. Le deuxième algorithme intitulé GeneSS repose sur l'utilisation des algorithmes génétiques et résout directement le problème de sac à dos formulé. Nous avons comparé les performances des deux algorithmes aux résultats optimaux. Ces comparaisons démontrent un net avantage

du GeneSS par rapport à l'algorithme optimal en termes de complexité et par rapport à l'algorithme GreSS en termes de débit.

Nous nous sommes intéressés ensuite aux réseaux à radios cognitives multi-antennes. Ces derniers combinent les avantages des deux technologies mais présentent plus de défis lors de la conception des algorithmes d'allocation des ressources. Nous avons proposé trois algorithmes qui effectuent cette tâche pour deux scénarios différents et qui utilisent deux techniques de transmission différentes. Le premier algorithme intitulé C3A est basé sur la technique d'affectation d'antennes et résout d'une manière heuristique à complexité très réduite un problème formulé en MINLP. L'algorithme fonctionne en deux phases. La première effectue l'affectation d'antennes, tandis que la deuxième phase alloue la puissance d'une manière optimale entre les usagers. Le deuxième algorithme utilise aussi la technique d'affectation d'antennes et se base sur l'ordonnancement round robin afin d'assurer une équité parfaite entre les usagers. Les performances des deux algorithmes sont comparées à celles obtenues par l'algorithme optimal de force brute. Les résultats des simulations concluent que l'algorithme C3A approche les performances optimales avec une grande réduction de la complexité algorithmique. Le troisième algorithme est basé sur la technique de formation des faisceaux qui permet à la station de base d'annuler complètement l'interférence vers les transmissions primaires. Nous avons fait appel encore une fois à la théorie des graphes afin de modéliser le problème d'allocation des ressources en un problème de coloration dans les multigraphes. L'algorithme conçu utilise une approche gloutonne basée sur plusieurs critères de sélection ainsi qu'une mise à jour du multigraphe durant ses itérations. Nous avons aussi proposé un mécanisme de réduction du *feedback* et une technique d'augmentation de l'équité entre les usagers. Plusieurs simulations ont été réalisées et toutes ont montré la quasi-optimalité de l'algorithme glouton qui possède une complexité algorithmique très réduite.

Les travaux discutés dans la présente thèse ouvrent plusieurs pistes de recherche. Ces pistes incluent les propositions et améliorations suivantes.

- ◊ Étudier les possibilités de réduire la quantité d'information dans le *feedback* transmis vers l'entité responsable de prendre la décision d'allocation des ressources. Plusieurs travaux étudient l'impact d'un *feedback* erronée sur les performances des algorithmes

d'allocation des ressources, mais très peu de travaux visent à améliorer la fiabilité de transmission de cette information cruciale.

- ◊ Étendre les algorithmes proposés afin d'optimiser d'autres fonctions objectives en relation avec différentes couches du modèle OSI.
- ◊ Étudier l'application des algorithmes développés dans d'autres types de réseaux tels que les réseaux sans fil maillés, les réseaux de capteurs et les réseaux cellulaires hétérogènes incluant des femto-cellules.
- ◊ Dans cette thèse, nous nous sommes basés sur des simulations afin d'évaluer les performances des algorithmes proposés. Il serait intéressant d'implémenter ces algorithmes sur des plateformes réelles (*testbeds*). Ces dernières peuvent être réalisées à l'aide de périphériques spécialisés de test tels que des cartes radios cognitives de développements comme sur des plateformes WARP (Wireless open-Access research Platform) (Université Rice, 2013) ou USRP (Ettus Research, 2013).

PUBLICATIONS

- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2012a). Efficient scheduling algorithms for multiantenna cdma systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(2):521–532.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2013a). Downlink scheduling and resource allocation for cognitive radio mimo networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(8):3875–3885.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2013b). Heuristic algorithms for underlay spectrum sharing in cognitive radio networks. *Soumis dans Elsevier Computer Communication*, pages 1–10.
- DRIOUECH, A., AJIB, W. et DRIOUCH, E. (2009). An efficient scheduling scheme for mimo wireless mesh networks with fairness constraints. *Dans IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC'09)*, pages 976–981.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2009a). An efficient multiuser scheduling scheme for mimo-cdma wireless systems. *Dans IEEE Wireless Telecommunications Symposium (WTS'09)*, pages 1–7.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2009b). An efficient scheduling algorithm for downlink multi-antenna cdma systems. *Dans IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks Workshops (WoWMoM'09)*, pages 1–9.
- DRIOUCH, E., AJIB, W. et GAHA, M. (2010). A tabu search scheduling algorithm for mimo cdma systems. *Dans IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM'10)*, pages 1–5.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2011). Cross layer scheduling algorithms for downlink multi-antenna cdma systems. *Dans IEEE 73rd Vehicular Technology Conference (VTC'11 Spring)*, pages 1–5.
- DRIOUCH, E., AJIB, W. et BEN DHAOU, A. (2012a). A greedy spectrum sharing algorithm for cognitive radio networks. *Dans IEEE International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC'12)*, pages 1010–1014.

- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2012b). Greedy spectrum sharing for cognitive mimo networks. *Dans IEEE International Conference on Communications and Information Technology (ICCIT'12)*, pages 139–143.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2012c). On the user scheduling in cognitive radio mimo networks. *Dans IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM'12)*, pages 1242–1247.
- DRIOUCH, E., AJIB, W. et JALLOUL, T. (2012d). A novel antenna assignment algorithm for spectrum underlay in cognitive mimo networks. *Dans IEEE Vehicular Technology Conference (VTC'12 Fall)*, pages 1–5.
- HYADI, A., DRIOUCH, E., AJIB, W. et ALOUINI, M.-S. (2013). Overlay cognitive radio systems with adaptive two-way relaying. *Dans IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM'13)*, pages 1–6.

BIBLIOGRAPHIE

- AGENCE FRANCE-PRESSE (2013). Grande-Bretagne, la vente des licences 4G a rapporté près de 2,7 milliards d'euros. <http://www.01net.com/editorial/587105>. (Page consultée le 29 avril 2013).
- AJIB, W. et HACCOUN, D. (2005). An overview of scheduling algorithms in MIMO-based fourth-generation wireless systems. *IEEE Network*, 19(5):43–48.
- AKTAS, D. et EL GAMAL, H. (2003). Multiuser scheduling for MIMO wireless systems. *Dans IEEE 58th Vehicular Technology Conference, VTC 2003-Fall*, volume 3, pages 1743–1747.
- AKYILDIZ, I., LEE, W.-Y., VURAN, M. et MOHANTY, S. (2008). A survey on spectrum management in cognitive radio networks. *IEEE Communications Magazine*, 46(4):40–48.
- ALAMOUTI, S. M. (1998). A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 16(8):1451–1458.
- ANDREWS, M., KUMARAN, K., RAMANAN, K., STOLYAR, A., WHITING, P. et VIJAYAKUMAR, R. (2001). Providing quality of service over a shared wireless link. *IEEE Communications Magazine*, 39(2):150–154.
- BIXIO, L., OLIVERI, G., OTTONELLO, M., RAFFETTO, M. et REGAZZONI, C. (2010). Cognitive radios with multiple antennas exploiting spatial opportunities. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58(8):4453–4459.
- BJORKMAN, M. et HOLMSTROM, K. (1999). Global optimization using the DIRECT algorithm in matlab. *Advanced Modeling and Optimization*, 1(2):17–37.
- BRETTTHAUER, K. M. et SHETTY, B. (2002). The nonlinear knapsack problem : algorithms and applications. *European Journal of Operational Research*, 138(3):459–472.
- CHOI, W. et ANDREWS, J. (2007). Spatial multiplexing in cellular MIMO-CDMA systems with linear receivers : Outage probability and capacity. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 6(7):2612–2621.

- CHOI, W., ANDREWS, J. G. et HEATH, R. W. (2007). Multiuser antenna partitioning for cellular MIMO-CDMA systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 56(5):2448–2456.
- CHOI, Y.-J., KIM, J. et BAHK, S. (2004). Downlink scheduling with fairness and optimal antenna assignment for MIMO cellular systems. *Dans IEEE Global Telecommunications Conference, GLOBECOM '04.*, volume 5, pages 3165–3169.
- CHUNG, S. T. et GOLDSMITH, A. (2001). Degrees of freedom in adaptive modulation : a unified view. *IEEE Transactions on Communications*, 49(9):1561–1571.
- COSTA, M. (1983). Writing on dirty paper. *IEEE Transactions on Information Theory*, 29(3):439–441.
- DAI, H., MOLISCH, A. et POOR, H. (2004). Downlink capacity of interference-limited MIMO systems with joint detection. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 3(2):442–453.
- DEEP, K. et THAKUR, M. (2007a). A new crossover operator for real coded genetic algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 188(1):895–911.
- DEEP, K. et THAKUR, M. (2007b). A new mutation operator for real coded genetic algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 193(1):211–230.
- DIMIC, G. et SIDIROPOULOS, N. (2005). On downlink beamforming with greedy user selection : performance analysis and a simple new algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(10):3857–3868.
- DRIOUCH, E. et AJIB, W. (2008). A graph theory based scheduling algorithm for MIMO-CDMA systems using zero forcing beamforming. *Dans IEEE Symposium on Computers and Communications, ISCC 2008*, pages 674–679.
- DUMAN, T. et GHRAIEB, A. (2007). *Coding for MIMO Communication Systems*. Wiley.
- EL FERKOUSS, O. et AJIB, W. (2012). Game theory based resource allocation for cognitive radio networks. *Dans IEEE Global Communications Conference GLOBECOM'12*, pages 1174–1179.

- ELLIOTT, R. (2002). A measure of fairness of service for scheduling algorithms in multiuser systems. *Dans IEEE CCECE'02*, volume 3, pages 1583–1588.
- ELLIOTT, R. et KRZYMIEN, W. (2009). Downlink scheduling via genetic algorithms for multiuser single-carrier and multicarrier MIMO systems with dirty paper coding. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 58(7):3247–3262.
- ETKIN, R., PAREKH, A. et TSÉ, D. (2007). Spectrum sharing for unlicensed bands. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 25(3):517–528.
- ETTUS RESEARCH (2013). Usrc by ettus research llc. <http://www.ettus.com/>. (Page consultée le 29 avril 2013).
- FATTAH, H. et LEUNG, C. (2002). An overview of scheduling algorithms in wireless multimedia networks. *IEEE Wireless Communications*, 9(5):76–83.
- FCC (2003). ET docket no 03-322 notice of proposed rule making and order.
- FOSCHINI, G. et MILJANIC, Z. (1993). A simple distributed autonomous power control algorithm and its convergence. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 42(4):641–646.
- FOSCHINI, G. J. (1996). Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multielement antennas. *Bell Labs Tech. Journal*, 1(2):41–59.
- FOSCHINI, G. J. (1998). On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas. *Springer Wireless Pers. Commun.*, 6(3):311–335.
- GANESAN, G. et STOICA, P. (2001). Space-time diversity using orthogonal and amicable orthogonal designs. *Wirel. Pers. Commun.*, 18(2):165–178.
- GANTMACHER, F. R. (1998). *The theory of matrices*. American Mathematical Society.
- GESBERT, D., SHAFI, M., SHAN SHIU, D., SMITH, P. et NAGUIB, A. (2003). From theory to practice : an overview of MIMO space-time coded wireless systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 21(3):281–302.

- GHOSH, C., ROY, S. et CAVALCANTI, D. (2011). Coexistence challenges for heterogeneous cognitive wireless networks in tv white spaces. *IEEE Wireless Communications*, 18(4):22–31.
- GOLDBERG, D. E. et DEB, K. (1991). A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. *Dans Proceedings of the First Workshop on Foundations of Genetic Algorithms*, volume 1, pages 69–93. Morgan Kaufmann.
- GOLDSMITH, A. (2005). *Wireless Communications*. Cambridge University Press.
- GOLDSMITH, A., JAFAR, S., MARIC, I. et SRINIVASA, S. (2009). Breaking spectrum gridlock with cognitive radios : An information theoretic perspective. *Proceedings of the IEEE*, 97(5):894–914.
- GOUSSEVSKAIA, O., OSWALD, Y. A. et WATTENHOFER, R. (2007). Complexity in geometric SINR. *Dans ACM MobiHoc '07*, pages 100–109.
- GUO, H. et LEUNG, V. C. M. (2012). Orthogonal transmissions for spectrum underlay miso cognitive radio. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 11(4):1266–1270.
- GUPTA, P. et KUMAR, P. (2000). The capacity of wireless networks. *IEEE Transactions on Information Theory*, 46(2):388–404.
- HAMDI, K., HASNA, M., GHAYEB, A. et LETAIEF, K. (2013). Priority-based zero-forcing in spectrum sharing cognitive systems. *IEEE Communications Letters*, 17(2):313–316.
- HAMDI, K., ZHANG, W. et LETAIEF, K. (2009). Opportunistic spectrum sharing in cognitive MIMO wireless networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(8):4098–4109.
- HAYKIN, S. (2005). Cognitive radio : brain-empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23(2):201–220.
- HERTZ, A. et de WERRA, D. (1987). Using tabu search techniques for graph coloring. *Springer Wien Computing*, 39(4):345–351.
- HOLLAND, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press, Ann Arbor.

- HUANG, H., VISWANATHAN, H. et FOSCHINI, G. (2002). Multiple antennas in cellular CDMA systems : transmission, detection, and spectral efficiency. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 1(3):383–392.
- IEEE (2011). IEEE Standard for Local and metropolitan area networks Part 16 : Air Interface for Broadband Wireless Access Systems Amendment 3 : Advanced Air Interface. pages 1–1112.
- ISLAM, H., LIANG, Y.-C. et HOANG, A. T. (2007). Joint beamforming and power control in the downlink of cognitive radio networks. *Dans IEEE Wireless Communications and Networking Conference, WCNC'07*, pages 21–26.
- ISLAM, H., LIANG, Y.-C. et HOANG, A. T. (2008). Joint power control and beamforming for cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 7(7):2415–2419.
- JAIN, R. K., CHIU, D.-M. W. et HAWE, W. R. (1984). A Quantitative Measure Of Fairness And Discrimination For Resource Allocation In Shared Computer Systems. Rapport technique, Digital Equipment Corporation.
- JI, Z. et LIU, K. (2007). Cognitive radios for dynamic spectrum access - dynamic spectrum sharing : A game theoretical overview. *IEEE Communications Magazine*, 45(5):88–94.
- JONES, D. R. (2009). DIRECT global optimization algorithm. *Dans FLOUDAS, C. et PARDALOS, P., éditeurs : Encyclopedia of Optimization*. Springer, New york, NY, 2 édition.
- KELLERER, H., PFERSCHY, U. et PISINGER, D. (2004). *Knapsack Problems*. Springer, Berlin.
- KNOPP, R. et HUMBLET, P. (1995). Information capacity and power control in single-cell multiuser communications. *Dans IEEE ICC'95*, volume 1, pages 331–335.
- LAU, V. K. N. (2005). Optimal downlink space-time scheduling design with convex utility functions - multiple antenna systems with orthogonal beamforming. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 54(4):1322–1333.
- LE, L. B. et HOSSAIN, E. (2008). Resource allocation for spectrum underlay in cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 7(12):5306–5315.

- LI, Q., LIN, X., ZHANG, J. et ROH, W. (2009). Advancement of MIMO technology in WiMAX : from IEEE 802.16d/e/j to 802.16m. *IEEE Communications Magazine*, 47(6): 100–107.
- LIM, C., YOO, T., CLERCKX, B., LEE, B. et SHIM, B. (2013). Recent trend of multiuser MIMO in LTE-advanced. *IEEE Communications Magazine*, 51(3):127–135.
- LIU, J., SHE, X. et CHEN, L. (2009). A low complexity capacity-greedy user selection scheme for zero-forcing beamforming. *Dans IEEE VTC Spring 2009*, pages 1 –5.
- LIU, L., CHEN, R., GEIRHOFER, S., SAYANA, K., SHI, Z. et ZHOU, Y. (2012). Downlink MIMO in LTE-advanced : SU-MIMO vs. MU-MIMO. *IEEE Communications Magazine*, 50(2):140–147.
- MA, J., ZHANG, Y., SU, X. et YAO, Y. (2007). Maximal ratio combining in cellular MIMO-CDMA downlink systems. *Dans IEEE International Conference on Communications. ICC '07.*, pages 4243–4248.
- MATHWORKS (2002). *Optimization Toolbox User's Guide, Version 3.1*. The Math Works, Inc., Natick, MA.
- MEHTA, N., GREENSTEIN, L., WILLIS, T. et KOSTIC, Z. (2003). Analysis and results for the orthogonality factor in WCDMA downlinks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2(6):1138–1149.
- MITOLA, J. et MAGUIRE, G.Q., J. (1999). Cognitive radio : making software radios more personal. *IEEE Personal Communications*, 6(4):13–18.
- MUNKRES, J. (1957). Algorithms for the assignment and transportation problems. *Journal of the Society for Industrial & Applied Mathematics*, 5(1):32–38.
- NIYATO, D., HOSSAIN, E. et KIM, D. I. (2009). Joint admission control and antenna assignment for multiclass QoS in spatial multiplexing MIMO wireless networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(9):4855–4865.

- PAN, P., ZHANG, Y., SUN, Y. et YANG, L.-L. (2013). On the asymptotic spectral efficiency of uplink MIMO-CDMA systems over rayleigh fading channels with arbitrary spatial correlation. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(2):679–691.
- PAULRAJ, A., NABAR, R. et GORE, D. (2003). *Introduction to Space-Time Wireless Communications*. Cambridge University Press.
- PUN, M.-O., KOIVUNEN, V. et POOR, H. (2011). Performance analysis of joint opportunistic scheduling and receiver design for MIMO-SDMA downlink systems. *IEEE Transactions on Communications*, 59(1):268–280.
- RUI, R. et LAU, V. (2007). Cross layer design of downlink multi-antenna OFDMA systems with imperfect CSIT for slow fading channels. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 6(7):2417–2421.
- SAKAI, S., TOGASAKI, M. et YAMAZAKI, K. (2003). A note on greedy algorithms for the maximum weighted independent set problem. *Discrete Applied Mathematics*, 126(2-3):313–322.
- SRIDHARAN, S. et VISHWANATH, S. (2008). On the capacity of a class of MIMO cognitive radios. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2(1):103–117.
- SWAMI, S., GHOSH, C., DHEKNE, R., AGRAWAL, D. et BERMAN, K. (2008). Graph theoretic approach to QoS-guaranteed spectrum allocation in cognitive radio networks. *Dans IEEE International Performance, Computing and Communications Conference, 2008. IPCCC 2008.*, pages 354–359.
- TAROKH, V., JAFARKHANI, H. et CALDERBANK, A. R. (1999). Space-time block coding for wireless communications : Performance results. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 17(3):451–460.
- TELATAR, E. (1999). Capacity of multi-antenna gaussian channels. *European Transactions on Telecommunications*, 10(6):585–595.
- TORABZADEH, M. et AJIB, W. (2008). Proportional fairness for MIMO multi-user schedulers with traffic arrival process. *Dans IEEE WIMOB '08*, pages 90–95.

- TORABZADEH, M. et AJIB, W. (2010). Packet scheduling and fairness for multiuser MIMO systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59(3):1330–1340.
- TRICHUR, R. (2013). Ottawa set to announce rules for 700 mhz wireless spectrum auction. <http://www.theglobeandmail.com/article9401417>. (Page consultée le 29 avril 2013).
- UNIVERSITÉ RICE (2013). Rice university warp project. <http://warp.rice.edu>. (Page consultée le 29 avril 2013).
- VAN NEE, R. (2011). Breaking the gigabit-per-second barrier with 802.11ac. *IEEE Wireless Communications*, 18(2):4–4.
- VISWANATH, P., TSE, D. et LAROA, R. (2002). Opportunistic beamforming using dumb antennas. *IEEE Transactions on Information Theory*, 48(6):1277–1294.
- VITERBI, A. J. (1995). *CDMA : Principles of Spread Spectrum Communication*. Adisson-Wesley.
- WANG, B., WU, Y. et LIU, K. R. (2010). Game theory for cognitive radio networks : An overview. *Computer Networks*, 54(14):2537 – 2561.
- WANG, J., HUANG, Y. et JIANG, H. (2009). Improved algorithm of spectrum allocation based on graph coloring model in cognitive radio. Dans *WRI International Conference on Communications and Mobile Computing, CMC '09*, volume 3, pages 353–357.
- WEINGARTEN, H., Y., S. et S., S. (2006). The capacity region of the gaussian multiple-input multiple-output broadcast channel. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(9):3936–3964.
- WRIGHT, A. H. (1991). Genetic algorithms for real parameter optimization. Dans *Proceedings of the First Workshop on Foundations of Genetic Algorithms*, volume 1, pages 205–218. Morgan Kaufmann.
- YANNAKAKIS, M. et GAVRIL, F. (1987). The maximum k-colorable subgraph problem for chordal graphs. *Inf. Process. Lett.*, 24(2):133–137.

- YOO, T. et GOLDSMITH, A. (2006). On the optimality of multiantenna broadcast scheduling using zero-forcing beamforming. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 24(3):528–541.
- YUAN, Q.-k., LI, S.-j., JIANG, L.-l. et TANG, W.-y. (2009). A mixed-coding genetic algorithm and its application on gear reducer optimization. Dans CAO, B., LI, T.-F. et ZHANG, C.-Y., éditeurs : *Fuzzy Information and Engineering Volume 2*, volume 62 de *Advances in Intelligent and Soft Computing*, pages 753–759. Springer Berlin Heidelberg.
- ZHANG, R. et LIANG, Y.-C. (2008). Exploiting multi-antennas for opportunistic spectrum sharing in cognitive radio networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2(1):88–102.
- ZHAO, Q. et SADLER, B. (2007). A survey of dynamic spectrum access. *IEEE Signal Processing Magazine*, 24(3):79–89.
- ZHENG, H. et PENG, C. (2005). Collaboration and fairness in opportunistic spectrum access. Dans *IEEE International Conference on Communications, ICC'05*, volume 5, pages 3132–3136.